

École doctorale n° 432 : « Sciences des Métiers de l'Ingénieur »

Doctorat ParisTech

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'École nationale supérieure des mines de Paris

Spécialité “ Énergétique”

présentée et soutenue publiquement par

Tristan SALQUE

le 15 octobre 2013

**Méthode d'évaluation des performances annuelles d'un régulateur
prédictif de PAC géothermiques sur banc d'essai semi-virtuel**

Directeur de thèse : **Dominique MARCHIO**
Co-encadrement de la thèse : **Peter RIEDERER**

Jury

M. Michel BERNIER, Professeur, Polytechnique Montréal
M. Christian INARD, Professeur, Université de La Rochelle
M. Christian GHIAUS, Professeur, CETHIL, Université Lyon 1
M. Dominique MARCHIO, Professeur, Mines ParisTech
M. Peter RIEDERER, Docteur, CSTB

Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur

**T
H
È
S
E**

À mamie Lucette,

« L'utopie n'est pas la chimère mais le "non-lieu" de tous les possibles. Face aux limites et aux impasses de notre modèle d'existence, elle est une pulsion de vie, capable de rendre possible ce que nous considérons comme impossible. C'est dans les utopies d'aujourd'hui que sont les solutions de demain... »

P. Rabhi

Remerciements

A Dominique Marchio, pour son soutien et son encadrement sans faille durant ces trois années, pour sa capacité à travailler efficacement avec bonne humeur et pour ses relectures minutieuses,

A Peter Riederer qui m'a fait confiance en me proposant cette thèse et avec qui la collaboration fut enrichissante sur le plan scientifique et humain. Rien n'eut été possible sans lui,

A mes collègues du CSTB de Sophia-Antipolis,

merci à Vincent qui m'a permis de relativiser durant les périodes de doute,

merci à Charly, David et Alex pour les bons moments partagés à effleurer du granite,

merci à tous les stagiaires qui sont passés chaque année, une pensée spéciale à Liliana qui m'a supporté durant cette dernière année,

merci de manière générale à tous les membres de l'équipe ENR et EVALIE pour leur bonne humeur, spécialement à Paulo pour son aide sur le banc d'essai et sa joie communicative et Simon pour sa sympathie,

A mes chers parents qui m'ont toujours porté et soutenu dans mes décisions,

A mes frères qui m'ont tant apporté,

A toutes les inoubliables rencontres que j'ai faites durant cette thèse, à mes amis de toujours, et à Milène, je promets de rattraper le temps que l'on n'a pu passer ensemble,

Je vous souhaite une belle et longue route.

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	15
CHAPITRE 1 : PROBLEMATIQUE ET ETAT DE L'ART	17
1.1 Introduction aux systèmes de pompes à chaleur géothermiques	18
1.1.1 Principe thermodynamique.....	18
1.1.2 Circuit de captage dans le sol.....	19
1.1.3 Circuit de chauffage associé.....	20
1.2 Evaluation des performances annuelles de PAC.....	20
1.2.1 Définitions des critères de performances	20
1.2.2 Essais normatifs.....	22
1.2.3 Résultats de la campagne de suivi in-situ du CSTB	23
1.2.4 Extrapolation d'un test semi-virtuel sur une année.....	25
1.3 Régulation de la température ambiante d'un bâtiment.....	31
1.3.1 Facteurs influents.....	31
1.3.2 Régulateurs conventionnels de PAC à puissance constante.....	32
1.3.3 Régulation adaptée aux PAC à puissance variable	34
1.3.4 Méthodes avancées de régulation du chauffage	35
1.4 Comparaison des performances de régulateurs de chauffage.....	37
1.4.1 Tests par simulation.....	37
1.4.2 Test en cellule standardisé.....	38
1.4.3 Méthodes de comparaisons in-situ	39
1.4.4 Tests normatifs par émulation.....	42
1.5 Bilan sur les méthodes de comparaisons de régulateurs	45
1.6 Objectifs et limitations de la thèse.....	47
CHAPITRE 2 : DEVELOPPEMENT D'UN REGULATEUR PREDICTIF ADAPTE AUX PAC GEOTHERMIQUES A PUISSANCE CONSTANTE	51
2.1 Fonctionnement du régulateur prédictif développé	52
2.1.1 Objectifs et limitations	52
2.1.2 Structure du régulateur prédictif	53
2.1.3 Non prise en compte du stockage géothermique.....	54
2.1.4 Fonction de coût	55
2.1.5 Horizon de prévision.....	56
2.1.6 Algorithme	57
2.2 Introduction aux modèles orientés commande.....	57
2.2.1 Types de modélisation	57
2.2.2 Modèles linéaires boîte noire.....	59
2.2.3 Réseaux de neurones.....	60
2.3 Méthode utilisée de construction et d'entraînement des réseaux de neurones.....	62
2.3.1 Choix de la structure.....	62

2.3.2	Choix des entrées	63
2.3.3	Algorithme d'apprentissage	63
2.4	Développement de modèles prédictifs de données météo	64
2.4.1	Prévision du rayonnement solaire global horizontal	64
2.4.2	Prévision de la température extérieure	69
2.5	Modèles prédictifs du système global de PAC.....	72
2.5.1	Présentation du système simulé.....	72
2.5.2	Modèle prédictif de plancher chauffant	74
2.5.3	Modèle prédictif de sondes géothermiques	76
2.5.4	Modèle statique de PAC.....	78
2.5.5	Couplage des modèles	79
2.6	Prévision de la température ambiante	80
2.6.1	Choix des entrées	80
2.6.2	Comparaison des résultats	81
2.7	Impact des gains internes sur la prévision de la température ambiante	83
2.7.1	Objectif	83
2.7.2	Méthode	83
2.7.3	Elaboration d'un profil de gains internes stochastique	83
2.7.4	Résultats	85
2.8	Résumé des modèles neuronaux développés	87
CHAPITRE 3 : TESTS DU REGULATEUR PREDICTIF EN SIMULATION		89
3.1	Objectifs des tests simulés	90
3.2	Description du cas d'étude.....	90
3.2.1	Simulation du système de PAC	90
3.2.2	Communication entre régulateur et logiciel de simulation	92
3.2.3	Régulateurs conventionnels de référence utilisés en simulation	92
3.3	Performances du régulateur prédictif sur un mois de simulation.....	93
3.3.1	Consigne fixe	93
3.3.2	Réduit de nuit	95
3.3.3	Réduction de la pointe électrique.....	97
3.4	Performances du régulateur sur une saison de chauffage.....	99
3.4.1	Actualisation des réseaux de neurones.....	99
3.4.2	Influence du climat sur les performances du régulateur	102
3.4.3	Influence du type de bâtiment sur les performances du régulateur	106
3.4.4	Bilan des performances saisonnières du régulateur ANN.....	111
CHAPITRE 4 : DEVELOPPEMENT D'UNE METHODE DE TEST DE REGULATEURS DE POMPES A CHALEUR GEOTHERMIQUES		113
4.1	Objectifs de la méthode développée	114
4.2	Calibration de l'environnement virtuel du test par des mesures in-situ.....	114
4.2.1	Instrumentation d'une maison individuelle	114

4.2.2	Calibration du modèle de sondes	116
4.2.1	Calibration croisée des modèles de plancher chauffant et de bâtiment.....	117
4.2.2	Identification du modèle de PAC.....	121
4.2.3	Comparaison entre simulation globale et mesures.....	121
4.3	Développement de la méthode	123
4.3.1	Principe de la méthode	123
4.3.2	Simulations saisonnières de référence.....	125
4.3.3	Limites des approches existantes	127
4.3.4	Développement de nouvelles séquences de jours types	129
4.3.5	Détermination des jours types	131
4.3.6	Validation de la méthode en l'appliquant à un autre régulateur	133
4.4	Implémentation de la méthode sur le banc semi-virtuel	135
4.4.1	Objectifs du test	135
4.4.2	Principe du banc semi-virtuel	135
4.4.3	Fonctionnement de la régulation du banc.....	136
4.4.4	Accélération du temps réel de test sur le banc d'essai.....	138
4.4.5	Résultats d'essai avec la méthode WMA CIF-2J	139
5	CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	142
5.1	Bilan du travail accompli	142
5.2	Principaux résultats.....	143
5.3	Perspectives.....	144

Liste des figures

Figure 1 : Principe thermodynamique d'une PAC	18
Figure 2: Les systèmes de captage géothermiques de type horizontaux (a),	19
Figure 3 : Frontières des différents COP dans le cas d'une PAC géothermique.	21
Figure 4 : Points de fonctionnement selon la norme EN 14511.	22
Figure 5 : Projets de suivi classés par puissance de chauffage durant la période 2011/2012. PAC géothermiques.	23
Figure 6: SPF annuels en chauffage pour chaque suivi - PAC géothermiques.	24
Figure 7 : SPF annuels en rafraîchissement pour chaque suivi - PAC géothermiques.	24
Figure 8: SPF mensuels sur l'ensemble des projets - PAC géothermiques.	25
Figure 9: Alternance entre modèle de PAC identifiée et PAC réelle lors d'un test. Le jour type est ici le 15 ^{ème} jour du mois.	26
Figure 10 : Position du jour type par la méthode AMA.	27
Figure 11 : Sélection du jour type avec la méthode HYB. A gauche (mois de septembre), l'écart minimum est supérieur à 5 %, la méthode WMA est appliquée. A droite (mois de janvier), le jour 13 satisfait la condition.	28
Figure 12 : Procédure d'identification du COP pour le modèle de PAC [5].	29
Figure 13 : Energies de chauffage mensuelles et cumulée - Nice. [5]	30
Figure 14 : Energies de refroidissement mensuelles et cumulée - Nice. [5]	30
Figure 15 : Facteurs influençant l'évolution de la température ambiante d'un bâtiment.	31
Figure 16: Régulation en boucle ouverte de la température d'entrée du plancher chauffant sur la température extérieure T_o	32
Figure 17: Régulation en boucle fermée sur la température ambiante.	33
Figure 18: Principe d'une loi d'eau compensée par la température ambiante pour une PAC.	34
Figure 19: Schéma de principe de la commande prédictive.	37
Figure 20: Plan du bâtiment servant à la comparaison croisée de deux régulateurs sur les blocs B1 et B2 [35].	40
Figure 21 : Présentation générale du banc d'essai [45].	43
Figure 22 : Représentation des critères de performances CV et CSV d'un régulateur [45].	45
Figure 23 : Positionnement de la méthode proposée par rapport aux méthodes existantes de comparaison de régulateurs.	48
Figure 24: Principaux paramètres, objectifs et moyens d'une régulation prédictive. Le régulateur développé prend en compte les blocs en bleu.	53
Figure 25: Structure modulaire du régulateur prédictif. Les valeurs prédites sont assignées d'un symbole « $\hat{}$ ».	54
Figure 26: L'algorithme calcule tous les scénarii possibles on/off sur les six prochaines heures et choisit celui qui minimise la fonction de coût.	57
Figure 27 : Structure d'un neurone.	61
Figure 28: Exemple de réseau de neurones multi-couches avec une couche cachée de 5 neurones et une couche cachée de 3 neurones.	61
Figure 29 : Illustration du phénomène de surajustement	62
Figure 30 : Détermination de la structure optimale	62

Figure 31 : Ecart type de l'erreur de prévision en fonction du nombre de neurones de la couche cachée.	63
Figure 32 : Rayonnement solaire global horizontal maximal $I_{\max}(k)$ et mesuré $I(k)$ - 5 janvier, Nice.	66
Figure 33 : Valeurs de la transmittance atmosphérique $\tau(k)$ - 5 janvier, Nice.	66
Figure 34 : Prévisions du rayonnement solaire sur un horizon de 1 h et 6 h. Modèle RN5 - Journées du 9, 10 et 11 Mars - Nice.	68
Figure 35: Prévisions du modèle RN6 de la température extérieure sur un horizon de 6 h. Mois de Mars- Nice.	71
Figure 36 : Implémentation sous Simulink du système complet de PAC géothermique	72
Figure 37 : Exemple de maillage sur une rangée de tubes – Vue en coupe.	73
Figure 38 : Schéma résistif du couplage entre modèle de plancher chauffant et modèle de tube.	73
Figure 39: Aperçu de la géométrie du modèle de sondes.	74
Figure 40 : Structure du réseau de neurones appliqué au plancher chauffant. Pour une prévision à plusieurs pas de temps, les sorties sont rebouclées en entrée.	75
Figure 41 : Prévisions à 6 h du modèle RN1 des températures entrée et sortie du plancher chauffant.	76
Figure 42 : Comparaison de la puissance estimée à 6 h et de la puissance réelle.	76
Figure 43 : Prévisions à 6 h du modèle RN1 des températures entrée et sortie des sondes géothermiques sur un cycle de fonctionnement de la PAC.	78
Figure 44 : Prévisions à 6 h du modèle RN1 des températures entrée et sortie des sondes géothermiques sur un cycle de fonctionnement de la PAC.	78
Figure 45 : Modèle polynomial identifié d'une PAC eau/eau.	78
Figure 46 : Couplage des modèles du système de PAC géothermique pour la prévision de la puissance thermique fournie au plancher (P_h) et de la puissance électrique consommée (P_e).	79
Figure 47 : Prévision du COP instantané à 6 h avec le modèle identifié de PAC.	79
Figure 48 : Prévision de la puissance consommée à 6 h avec le modèle identifié de PAC.	79
Figure 49 : Résultats de prévision à 6 h de la température ambiante par le modèle RN6 sur les 15 premiers jours de mars. Base d'entraînement : janvier. Base de validation : Février.	82
Figure 50 : Erreur de prévision à 6 h de la température ambiante par le modèle RN6 sur les 15 premiers jours de mars. Base d'entraînement : janvier. Base de validation : Février.	83
Figure 51 : Tracés de 7 profils d'occupation stochastiques journaliers et de la moyenne observée pour une famille de 4 personnes.	84
Figure 52 : Probabilités horaires des activités en fonction de l'heure de la journée.	85
Figure 53: Puissance thermique des activités en fonction du nombre d'occupants actifs.	85
Figure 54: Résultats de prévision à 6 h de la température ambiante sur une journée en fonction du type de gains internes.	86
Figure 55 : Modèle de prévision de température extérieure.	87
Figure 56 : Modèle de prévision des températures plancher chauffant.	87
Figure 57 : Modèle de prévision des températures des sondes.	87
Figure 58 : Modèle de prévision de la température ambiante.	87
Figure 59 : Modèle de prévision du rayonnement solaire global horizontal.	87
Figure 60: Simulation du système de PAC géothermique sous TRNSYS.	91

Figure 61 : Régulateur conventionnel BF de référence.....	92
Figure 62 : Régulateur conventionnel BOC de référence.....	92
Figure 63 : Comparaison de la température ambiante selon le régulateur. Consigne fixe. 1 ^{er} -7 Mars, Nancy.....	94
Figure 64 : Ecart à la consigne en pourcentage de temps sur le mois de mars.	94
Figure 65 : Consommations électriques totales sur le mois de mars.....	94
Figure 66 : Comparaison de la température ambiante selon le régulateur. Réduit de nuit. 1 ^{er} -7 Mars, Nancy.....	96
Figure 67 : Différentes heures de relance optimale déterminées par le régulateur ANN sur le mois.....	96
Figure 68 : Distribution de l'heure à laquelle la consigne est atteinte sur le mois (Objectif : 7h).	96
Figure 69 : Comparaison du régulateur ANN avec et sans stratégie de réduction de pointe. 1 ^{er} mars.	98
Figure 70 : Erreur de prévision de T_i à 6 h sans actualisation du modèle.	100
Figure 71 : Erreur de prévision de T_i à 6 h avec actualisation du modèle selon le cas B.	100
Figure 72 : Evolution de la température du sol à 1m du forage durant les mois d'octobre à janvier.	100
Figure 73 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le mois et le climat. Régulateur BF. ...	103
Figure 74 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le mois et le climat. Régulateur ANN.	103
Figure 75: Gains en énergie de chauffage obtenus par le régulateur ANN selon le climat.	103
Figure 76 : Températures ambiantes journalières mois par mois selon le régulateur BF et ANN.	105
Figure 77 : Température ambiante et commande PAC. Régulateur BF. 15 octobre.	108
Figure 78: Température ambiante et commande PAC. Régulateur ANN. 15 octobre.	108
Figure 79 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le type de bâtiment. Régulateur BF. ...	109
Figure 80 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le type de bâtiment. Régulateur ANN.	109
Figure 81 : Gains en énergie de chauffage offerts par le régulateur ANN.	110
Figure 82 : Vue de face de la maison instrumentée.....	115
Figure 83 : Vue arrière de la maison instrumentée.....	115
Figure 84: Mesures effectuées sur l'installation réelle.....	115
Figure 85 : Comparaison entre modèle et mesures de la température de sortie des sondes.	117
Figure 86 : Influence des principaux paramètres (Δ_{pipe} , λ_2 et $m.cp_2$) sur $T_{t,o}$ et T_{surf}	119
Figure 87 : Procédure d'identification des paramètres du plancher chauffant et du bâtiment.	120
Figure 88 : Comparaison entre modèle et mesures de la température de sortie du plancher chauffant.	120
Figure 89 : Comparaison entre COP modèle et COP mesuré.....	121
Figure 90 : Comparaison entre puissance compresseur P_{el} modèle et mesuré.....	121
Figure 91 : Comparaison entre simulation globale et mesures. Mois de mars.	122
Figure 92 : Alternance entre régulateur conventionnel et régulateur à tester lors d'un essai. Le jour type est ici le 15 ^{ème} jour du mois à titre d'exemple.....	123
Figure 93 : Principe de comparaison des gains des jours types et des gains mensuels de référence. Les consommations en chauffage sont notées par la lettre C. Ce principe est reproduit chaque mois.	124
Figure 94: Ecart à la consigne en pourcentage de temps par mois et sur la saison de chauffage. Les valeurs positives correspondent aux périodes où $T_i > 22.5^\circ C$, les valeurs négatives à $T_i < 21.5^\circ C$. ..	126
Figure 95 : Consommations mensuelles en chauffage selon le régulateur BF ou ANN.	126
Figure 96 : Gains en chauffage selon le mois avec le régulateur ANN.	126
Figure 97 : Energies de chauffage mensuelles et totale. Régulateur BF.....	128

<i>Figure 98 : Energies de chauffage mensuelles et totale. Régulateur ANN.....</i>	<i>128</i>
<i>Figure 99: Gains en énergie de chauffage offerts par le régulateur prédictif.</i>	<i>128</i>
<i>Figure 100: Exemple de jour type avec la méthode WMA pour le mois de janvier. Les conditions initiales et finales du bâtiment lors du jour type ne sont pas identiques pour les deux régulateurs : la comparaison est faussée.</i>	<i>129</i>
<i>Figure 101: Gains en chauffage avec la variante CI.</i>	<i>130</i>
<i>Figure 102: Gains en chauffage avec la variante CIF.</i>	<i>130</i>
<i>Figure 103 : Gains en chauffage avec la variante CIF-2J.</i>	<i>130</i>
<i>Figure 104 : Comparaison de la distribution de T_i entre la simulation saisonnière de référence et les jours types de la méthode WMA CIF-2J. Régulateurs BF et ANN.</i>	<i>132</i>
<i>Figure 105 : Exemple de jours types consécutifs avec la méthode WMA CIF-2J – mois de mars.</i>	<i>133</i>
<i>Figure 106 : Consommations en chauffage mensuelles et totale – Régulateur BF.</i>	<i>134</i>
<i>Figure 107 : Consommations en chauffage mensuelles et totale – Régulateur BOC.</i>	<i>134</i>
<i>Figure 108 : Gains en énergie de chauffage offerts par le régulateur BOC.</i>	<i>134</i>
<i>Figure 109 : Comparaison de la distribution de T_i entre la simulation saisonnière de référence et les jours types de la méthode WMA CIF-2J. Régulateurs BF et BOC.</i>	<i>134</i>
<i>Figure 110 : Frontière entre réel et virtuel lors d'un test de régulateur sur le banc.</i>	<i>136</i>
<i>Figure 111 : Le banc semi-virtuel sert d'interface entre le réel et le virtuel.</i>	<i>137</i>
<i>Figure 112: Réponse du banc à un échelon de température côté bâtiment.</i>	<i>137</i>
<i>Figure 113 : Puissance condenseur lors d'un cycle selon la vitesse du test.</i>	<i>138</i>
<i>Figure 114 : Energie condenseur cumulée sur la journée selon la vitesse du test.</i>	<i>138</i>
<i>Figure 115 : Comparaison entre simulation et test sur le banc d'essai. Jours types du mois de mars.</i>	<i>140</i>
<i>Figure 116 : Comparaison entre simulation et test sur le banc d'essai. Jours types du mois de mars.</i>	<i>140</i>
<i>Figure 117 : Comparaison des consommations en chauffage entre simulation et banc – Régulateur BF.</i>	<i>141</i>
<i>Figure 118 : Comparaison des consommations en chauffage entre simulation et banc – Régulateur ANN.</i>	<i>141</i>
<i>Figure 119 : Comparaison des gains en chauffage obtenus avec la méthode par simulation et test sur le banc.</i>	<i>141</i>

Liste des Tableaux

Tableau 1 : Parts relatives des consommations annuelles des différents postes en chauffage et refroidissement.	25
Tableau 2 : Définition de la séquence de test d'un régulateur [45].....	44
Tableau 3 : Comparaison des méthodes de tests de régulateurs.	46
Tableau 4 : Caractéristiques de différents types de modélisation de bâtiment. Adapté de [25].	58
Tableau 5 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision du rayonnement solaire global horizontal.	67
Tableau 6 : Erreurs de prévision en $[W/m^2]$ du rayonnement solaire global horizontal sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \mathbf{m} et l'écart-type σ	67
Tableau 7 : Erreurs de prévision en $[W/m^2]$ du rayonnement solaire global horizontal sur un horizon de 1 à 6 h pour quatre climats différents. La moyenne de l'erreur est notée \mathbf{m} et l'écart-type σ	68
Tableau 8 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision de la température extérieure T_o	70
Tableau 9 : Erreurs de prévision en $[^{\circ}C]$ de la température extérieure sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \mathbf{m} et l'écart type σ	70
Tableau 10 : Erreurs de prévision en $[^{\circ}C]$ de la température extérieure sur un horizon de 1 à 6 h pour quatre climats différents. La moyenne de l'erreur est notée \mathbf{m} et l'écart-type σ	72
Tableau 11 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision des températures d'entrées et de sortie du plancher chauffant.	75
Tableau 12 : Erreurs de prévision en $[^{\circ}C]$ des températures d'entrée et de sortie du plancher chauffant sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \mathbf{m} et l'écart-type σ	75
Tableau 13 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision des températures d'entrées et de sortie des sondes géothermiques.	77
Tableau 14 : Erreurs de prévision en $[^{\circ}C]$ des températures d'entrées et de sortie du plancher chauffant sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \mathbf{m} et l'écart-type σ	77
Tableau 15 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision de la température intérieure.....	81
Tableau 16 : Erreurs de prévision en $[^{\circ}C]$ de la température ambiante sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \mathbf{m} et l'écart-type σ	81
Tableau 17: Erreurs de prévision de la température ambiante à 6 h sur le mois de mars selon le profil de gains internes.	86
Tableau 18 : Comparaison des régulateurs sur le mois de mars – Consigne fixe.	95
Tableau 19 : Comparaison des régulateurs sur le mois de mars – Réduit de nuit.	97
Tableau 20 : Comparaison du régulateur ANN avec et sans stratégie de réduction de pointe. Mois de mars.	98
Tableau 21 : Moyennes et écarts type de l'erreur de prévision à 6 h de T_i selon la méthode d'actualisation.	99
Tableau 22 : Erreurs de prévisions à 6 h des températures d'entrée et de sortie des modèles de sondes géothermiques et de plancher chauffant.	101
Tableau 23 : Composition des murs selon les variantes inertie faible (LI) et inertie lourde (HI).	107
Tableau 24 : Répartition des surfaces vitrées selon les variantes LS et HS.	107
Tableau 25 : Consommations et SPF saisonniers selon le régulateur et le type de bâtiment.	111
Tableau 26 : Paramètres fixes et variables du modèle de sondes.	116

<i>Tableau 27 : Paramètres fixes et variables des modèles de plancher chauffant et de bâtiment.....</i>	<i>118</i>
<i>Tableau 28 : Principaux résultats des simulations saisonnières des régulateurs.</i>	<i>126</i>
<i>Tableau 29 : Erreurs en [%] sur les gains mensuels pondérés obtenus avec les méthodes selon différentes variantes.</i>	<i>131</i>
<i>Tableau 30 : Comparaison des consommations de chauffage et des gains entre référence et WMA – CIF-2J.....</i>	<i>132</i>

Nomenclature

α [-]	Facteur de pondération des prévisions
c_p [J/(K.kg)]	Chaleur spécifique
COP [-]	Coefficient de performance de la PAC (rapport de puissance)
δ [-]	Indice d'occupation ($\delta=1$ durant les périodes occupées, 0 sinon)
Δ_{pipe} [m]	Espacement entre tubes du plancher chauffant
ΔT_{max} [°C]	Paramètre de confort thermique ;
HPon [-]	Etat de marche ou d'arrêt de la PAC (1 ou 0)
HS [h]	Heure solaire
I [W/m ²]	Rayonnement solaire global horizontal
I_{max} [W/m ²]	Rayonnement solaire global horizontal théorique maximal
$\overline{I_{24}(k)}$ [°C]	Moyenne du rayonnement solaire sur les dernières 24 heures
λ [W/(m.K)]	Conductivité thermique
\dot{m}_b [kg/s]	Débit massique de fluide dans les sondes
\dot{m}_f [kg/s]	Débit massique de fluide dans le plancher chauffant
P_{cond} [W]	Puissance thermique délivrée au condenseur de la PAC
P_{el} [W]	Puissance électrique absorbée par le compresseur
P_{evap} [W]	Puissance thermique puisée à l'évaporateur de la PAC
P_h [W]	Puissance de chauffage délivrée par la PAC
P_{max} [W]	Puissance électrique maximale consommée par la PAC ;
SPF [-]	Coefficient de performance saisonnier de la PAC (rapport d'énergie)
τ [-]	Transmittance atmosphérique
$T_{b,i}$ [°C]	Température de départ sondes géothermiques
$T_{b,o}$ [°C]	Température de retour sondes géothermiques
T_{cond} [°C]	Température moyenne côté condenseur
T_{evap} [°C]	Température moyenne côté évaporateur
$T_{f,i}$ [°C]	Température de départ plancher chauffant
$T_{f,o}$ [°C]	Température de retour plancher chauffant
T_{HC} [°C]	Température de loi d'eau du chauffage
T_i [°C]	Température ambiante
T_o [°C]	Température extérieure
$\overline{T_{o24}(k)}$ [°C]	Moyenne de la température extérieure sur les dernières 24 heures
$T_{o\text{max}24}$ [°C]	Maximum de la température extérieure sur les dernières 24 heures
$T_{o\text{min}24}$ [°C]	Minimum de la température extérieure sur les dernières 24 heures
T_{set} [°C]	Consigne de température ambiante

Abréviations

ANN	Réseau de neurones (de l'anglais Artificial Neural Network)
PAC	Pompe à chaleur
BF	Régulateur en boucle fermé sur la température ambiante
BOC	Régulateur loi d'eau compensée par la température ambiante
SISO	Modèle à une entrée et une sortie (Single Input Single Output)

INTRODUCTION GENERALE

Le bâtiment représente plus de 40 % des consommations en énergie finale en France et, de ce fait, est un des principaux émetteurs de gaz à effet de serre. La consommation énergétique du bâtiment ne cesse d'augmenter : le parc de logement a vu sa consommation augmenter de 30 % durant les 30 dernières années. Dans le cas particulier du secteur résidentiel, le chauffage représente près des deux tiers de ces consommations d'énergie. Une diminution de ces consommations devient primordiale.

La conception énergétique optimale d'un bâtiment se base souvent principalement sur l'optimisation de l'enveloppe et de l'intégration de composants solaires (vitrages, capteurs thermiques, etc.). La régulation des installations techniques, dont fait partie le chauffage, est encore parfois négligée. Pourtant, une amélioration de la régulation permet un gain énergétique comparable à une amélioration thermique du bâtiment.

La faible efficacité de la plupart des systèmes de chauffage n'est pas due à une mauvaise conception mais à une régulation inadaptée basée sur un comportement stationnaire du bâtiment. La nature aléatoire des apports thermiques internes (occupation, appareils électriques) et externes (ensoleillement, température extérieure) combinée à l'inertie du bâtiment complique la tâche du régulateur. L'importance de la régulation est d'autant plus grande lorsque les apports gratuits représentent une part importante des besoins de chauffage.

Des techniques de régulation prédictive ont permis d'apporter une réponse élégante à ces problèmes. Ces régulateurs intègrent des modèles du système pour anticiper l'évolution de la température ambiante en prenant en compte les différentes perturbations et le comportement thermique du bâtiment. Ils permettent généralement une réduction significative des consommations tout en maintenant un bon confort thermique.

A l'heure actuelle, il n'existe pas de méthode suffisamment réaliste et reproductible pour estimer les performances d'un régulateur avancé. En effet, le test par simulation ne permet pas de s'assurer de la robustesse du régulateur. Le test in-situ, quant à lui, constitue un bon moyen de tester la fiabilité du régulateur dans un cas réel et d'avoir une estimation des performances. Cependant, l'inconvénient majeur est la non maîtrise des variables climatiques et de l'occupation (apports internes) qui rendent le test non reproductible.

Pour répondre à ces enjeux, la méthode développée dans cette thèse se base sur une technique d'émulation utilisant un banc semi-virtuel calibré par des mesures in-situ. L'objectif est d'extrapoler les performances annuelles d'un régulateur de chauffage en seulement quelques jours de test. La thèse s'intéresse au système particulier des pompes à chaleur géothermiques à puissance constante pour le résidentiel. Pour le développement et le

test de la méthode, un régulateur prédictif utilisant des réseaux de neurones est également développé et comparé à un régulateur conventionnel.

STRUCTURE DU DOCUMENT

Le chapitre suivant traite de manière générale de la problématique soulevée en introduction. Le système de pompe à chaleur géothermique est détaillé. Les régulateurs conventionnels associés à ces systèmes sont ensuite présentés. Les méthodes existantes de comparaison des régulateurs sont passées en revue. La fin du chapitre expose les objectifs et les limitations de la thèse.

Le chapitre 2 contient le développement du régulateur prédictif : prévisions météorologiques, prévision du comportement du bâtiment et prévision du comportement du système de pompe à chaleur sont étudiées.

Le chapitre 3 contient l'ensemble des résultats de simulation du test du régulateur. Les performances sur une saison de chauffage selon différents climats et types de bâtiments sont comparées à un régulateur conventionnel.

Au chapitre 4, le lecteur trouvera le développement de la méthode de comparaison de régulateurs. Les résultats d'expérimentation sur le banc d'essai sont présentés.

CHAPITRE 1 : PROBLEMATIQUE ET ETAT DE L'ART

Ce chapitre est scindé en trois grandes parties. La première s'intéresse à l'évaluation des performances annuelles de PAC géothermiques. Une méthode émulative existante sur laquelle se base la présente thèse est détaillée. La seconde partie présente les régulateurs de chauffage conventionnels et prédictifs. La troisième partie passe en revue les méthodes existantes de comparaison des performances de régulateurs et en montre les limites. Ce constat permet d'établir les objectifs et limitations de la thèse en fin de chapitre.

1.1 Introduction aux systèmes de pompes à chaleur géothermiques

1.1.1 Principe thermodynamique

L'eau et le sol sont des sources d'énergie thermique gratuites et renouvelables (régénérées par le soleil), mais présentent un niveau de température trop faible pour servir directement au chauffage d'un logement. L'utilisation d'une pompe à chaleur permet de valoriser cette énergie naturelle pour produire de la chaleur utilisable. Une pompe à chaleur est un dispositif thermodynamique permettant le transfert d'une quantité de chaleur à partir d'une source froide vers une source chaude.

Il existe plusieurs types de pompes à chaleur : celles à compression mécanique, les machines à absorption/adsorption, les pompes à chaleur magnétiques ou encore à éjecteurs. Dans tous les cas, une dépense énergétique est nécessaire pour permettre le transfert de chaleur. Le terme pompe à chaleur désignera par la suite les pompes à chaleur à compression mécanique, qui sont les plus répandues.

Le principe thermodynamique est identique à tous les types de PAC. Un fluide frigorigène en circuit fermé parcourt un cycle composé de quatre étapes (Figure 1).

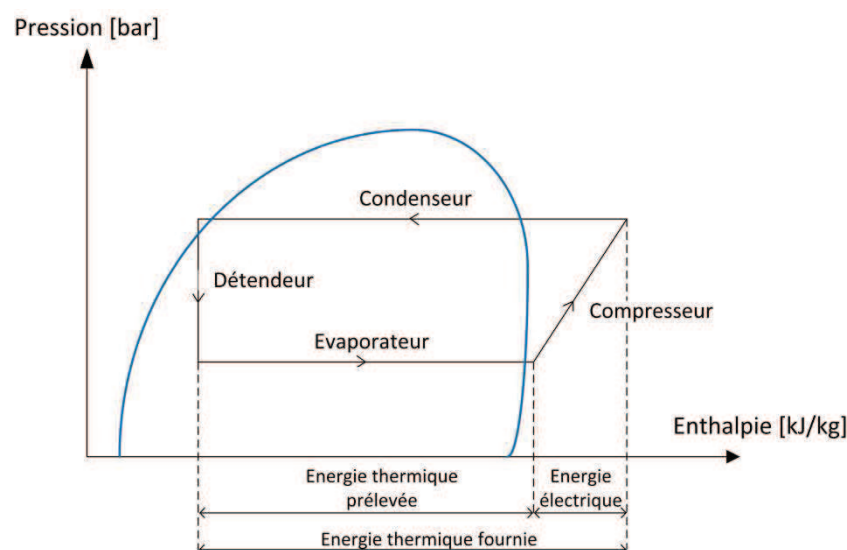


Figure 1 : Principe thermodynamique d'une PAC

La chaleur est prélevée à la source froide par l'évaporateur dans lequel un fluide frigorigène se vaporise à basse température. Le gaz produit est ensuite comprimé par un compresseur qui le refoule à haute pression vers le condenseur. Dans le condenseur, le gaz cède la chaleur à la source chaude en repassant à l'état liquide. Un détendeur permet ensuite de ramener le fluide frigorigène à basse pression pour le retour à l'évaporateur.

1.1.2 Circuit de captage dans le sol

Les PAC géothermiques captent l'énergie du sol par un circuit fermé constitué de tuyaux de polyéthylène pour les installations à eau glycolée ou de cuivre gainé de polyéthylène pour les installations avec fluide frigorigène. Il existe actuellement trois grands types de captage (Figure 2) :

- Les capteurs horizontaux enterrés entre 60 et 120 centimètres de profondeur. Le circuit est constitué de boucles (par exemple sous le jardin). La surface occupée par les capteurs dépend de la nature du sol, il peut occuper environ deux fois la surface à chauffer. Les capteurs horizontaux sont relativement faciles à installer et donc peu coûteux.
- Les capteurs verticaux nécessitent un forage en profondeur (jusqu'à 100 m), ou en faible profondeur (environ 30 m) dans le cas d'un captage à détente directe. Plus coûteux, ils présentent l'avantage d'occuper très peu de surface au sol. Les capteurs verticaux sont également appelés « sondes géothermiques ». La température du sol au-delà de 6 mètres de profondeur est quasiment constante et varie selon la latitude entre 10 et 16°C en France. Cela confère donc aux capteurs verticaux un meilleur rendu énergétique par rapport aux capteurs horizontaux. Les types de sondes les plus fréquentes sont les sondes en U, composées d'une paire de tubes droits reliés entre eux par un coude à 180°, et les sondes coaxiales composées de deux tubes de diamètres différents.
- Les corbeilles géothermiques constituent une alternative de pose aux deux modes de captage conventionnels. Elles présentent une faible empreinte au sol, bien inférieure à un captage horizontal, et un coût moins élevé que celui des sondes verticales. La compacité constitue le principal avantage de ces échangeurs thermiques. Le sommet des corbeilles géothermiques est enterré à environ un mètre de la surface du sol sur une hauteur de trois à cinq mètres de profondeur. Ces capteurs sont donc plus profonds que les capteurs horizontaux sans pour autant nécessiter de forer le terrain comme dans le cas des capteurs verticaux.

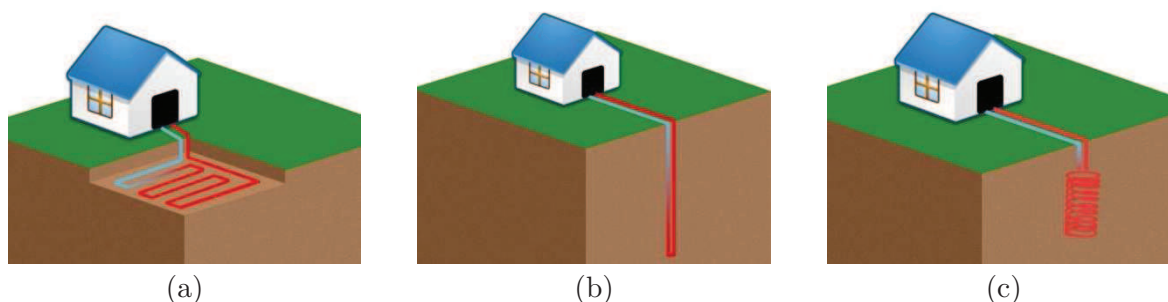


Figure 2: Les systèmes de captage géothermiques de type horizontal (a), verticaux (b) et corbeilles(c) [1]

Les PAC eau/eau puisent la chaleur présente dans l'eau du sol (nappes phréatiques, cours d'eau souterrain). Le circuit de captage des pompes à chaleur eau/eau est constitué d'une pompe de circulation, d'un point de prélèvement et d'un point de rejet.

1.1.3 Circuit de chauffage associé

Trois types d'émetteurs de chauffage sont généralement utilisés avec les PAC géothermiques :

- Le plancher chauffant est le système de chauffage par le sol le plus performant pour une PAC. Il permet un fonctionnement optimal de la PAC avec un faible régime de température 30/35°C. La chape en béton permet d'emmagasiner et de restituer la chaleur. La restitution de la chaleur à la pièce se fait principalement par rayonnement ce qui assure un confort optimal en limitant la stratification de l'air.
- Les ventilo-convecteurs se présentent comme un système de soufflage d'air chaud ou froid. Ils permettent de chauffer rapidement une pièce. Ils sont composés d'un ventilateur, d'un filtre et d'un échangeur relié à la PAC. Les ventilo-convecteurs sont économiques à l'achat, mais moins rentables sur le long terme à cause des hautes températures de fonctionnement (40/45°C) et de la forte consommation des auxiliaires.
- Les radiateurs basse température sont alimentés en eau chaude, entre 45 et 55°C, par la PAC. La seule différence entre un radiateur classique et un radiateur basse température est sa taille. Plus la température d'eau dans le radiateur est basse, plus le radiateur devra être grand pour compenser cette baisse de température.

Par la suite, la présente étude s'intéressera uniquement aux PAC géothermiques reliées à un plancher chauffant.

1.2 Evaluation des performances annuelles de PAC

1.2.1 Définitions des critères de performances

Les critères de performance d'une PAC dépendent des limites d'observation du système. Différentes définitions des COP existent prenant en compte ou non les auxiliaires des PAC (Figure 3). Ces définitions se basent sur les recommandations du projet européen de suivi sur site SEPAMO-Build [2]. Ces calculs sont basés soit sur les puissances instantanées, soit sur des énergies consommées ou produites dans le cas d'un COP saisonnier, noté SPF (Seasonal Performance Factor).

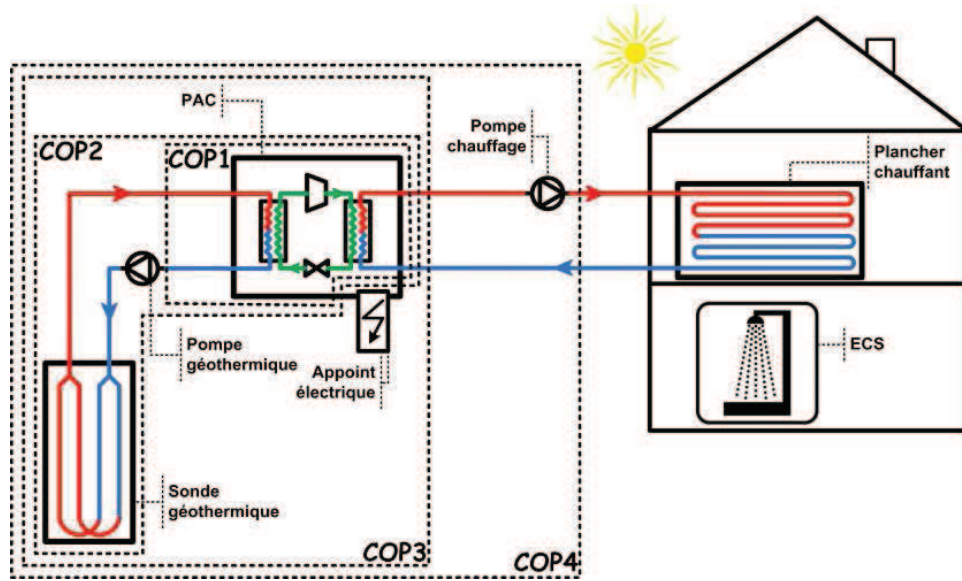


Figure 3 : Frontières des différents COP dans le cas d'une PAC géothermique.

- COP compresseur

Cet indice correspond au rapport de la puissance thermique utile P_{cond} délivrée au condenseur sur la puissance électrique absorbée P_{comp} par le compresseur :

$$COP1 = \frac{P_{cond}}{P_{comp}} \quad (1)$$

Le COP1 est variable en fonction des températures des sources chaude et froide. Cet indice correspond aux performances annoncées par le constructeur de la PAC. Une valeur du COP1 est toujours suivie des températures de fonctionnement associées. Ce coefficient est obtenu en essais statiques en laboratoire et intègre donc les imperfections thermodynamiques du cycle ainsi que les pertes thermiques, mécaniques et électriques du compresseur.

- COP système

Les COP système intègrent les consommations des auxiliaires côté source $P_{aux-env}$ comme des ventilateurs, les pompes du circuit de captage ou le dispositif antigel :

$$COP2 = \frac{P_{cond}}{P_{comp} + P_{aux-env}} \quad (2)$$

Lorsque l'installation est équipée d'un appoint, un autre COP peut être calculé pour prendre en compte l'apport de l'appoint P_{app} :

$$COP3 = \frac{P_{cond}}{P_{comp} + P_{aux-env} + P_{app}} \quad (3)$$

Ces COP permettent une comparaison avec d'autres types de chauffage comme les chauffages solaires combinés ou les chaudières classiques.

- COP global

Le COP global intègre l'ensemble des consommations des auxiliaires et appoints.

$$COP4 = \frac{P_{cond}}{P_{comp} + P_{aux-env} + P_{app} + P_{aux-bat}} \quad (4)$$

Ce coefficient représente le gain global de l'installation. Il permet notamment une comparaison avec un système de chauffage par convecteur électrique.

- COP annuel ou SPF

Les COP définis précédemment peuvent se définir également en rapport d'énergie sur une période donnée (mois, saison, année, etc.). Dans le cas du COP1, l'équivalent en énergie s'écrit de la manière suivante :

$$SPF_1 = \frac{\int_{t1}^{t2} P_{cond}(t).dt}{\int_{t1}^{t2} P_{comp}(t).dt} \quad (5)$$

1.2.2 Essais normatifs

La détermination des performances nominales d'une pompe à chaleur est réalisée par une phase de test en laboratoire. Les tests normalisés varient légèrement d'un pays à l'autre en Europe. Ils sont néanmoins conformes à la norme européenne EN 14511 [3] introduite en 2004. Cette norme européenne spécifie les conditions d'essai pour la détermination des caractéristiques de performances des pompes à chaleur air/air, eau/air, air/eau et eau/eau, avec compresseur entraîné par moteur électrique, utilisés pour le chauffage des locaux. Les points de fonctionnement utilisés pour les tests sont illustrés en Figure 4.

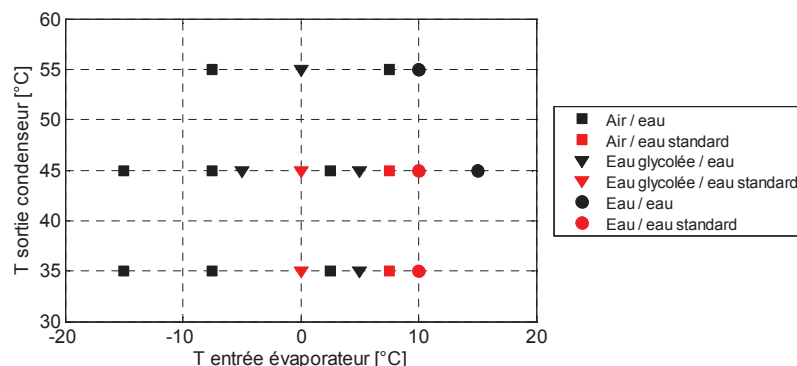


Figure 4 : Points de fonctionnement selon la norme EN 14511.

Les pompes à chaleur air/air, non représentées sur cette figure, sont testées avec des points de températures sèches et humides en entrée de condenseur et d'évaporateur. A chaque point

de fonctionnement, des mesures de puissance compresseur et condenseur sont effectuées. Ce type de test permet de connaître les caractéristiques de la PAC en régime stationnaire. Les COP mesurés intègrent les consommations de tous les dispositifs permettant le fonctionnement interne de la pompe à chaleur, y compris la régulation de la PAC. En revanche, les consommations des auxiliaires ne sont pas prises en compte.

1.2.3 Résultats de la campagne de suivi in-situ du CSTB

Les points de fonctionnement nominaux obtenus par les tests normatifs ne représentent cependant pas les performances réelles des PAC. En effet, une PAC fonctionne peu de temps dans cette configuration nominale. Installée dans un bâtiment réel et analysée sur une saison ou une année, la PAC est soumise à des variations à chaque instant (température de la source, température d'émission, qualité de la régulation, consommations des auxiliaires, etc.).

Pour avoir un retour terrain des performances réelles, le CSTB avec le soutien de l'ADEME a mené une campagne de suivi sur site des installations de pompe à chaleur en France [4]. Durant la période 2011/2012, douze PAC géothermiques ont été équipées d'un kit de suivi sur au moins 8 mois. Toutes les PAC assurent les besoins de chauffage, seulement trois assurent également les besoins de rafraîchissement. Les puissances condenseur des PAC varient entre 6 et 130 kW (Figure 5).

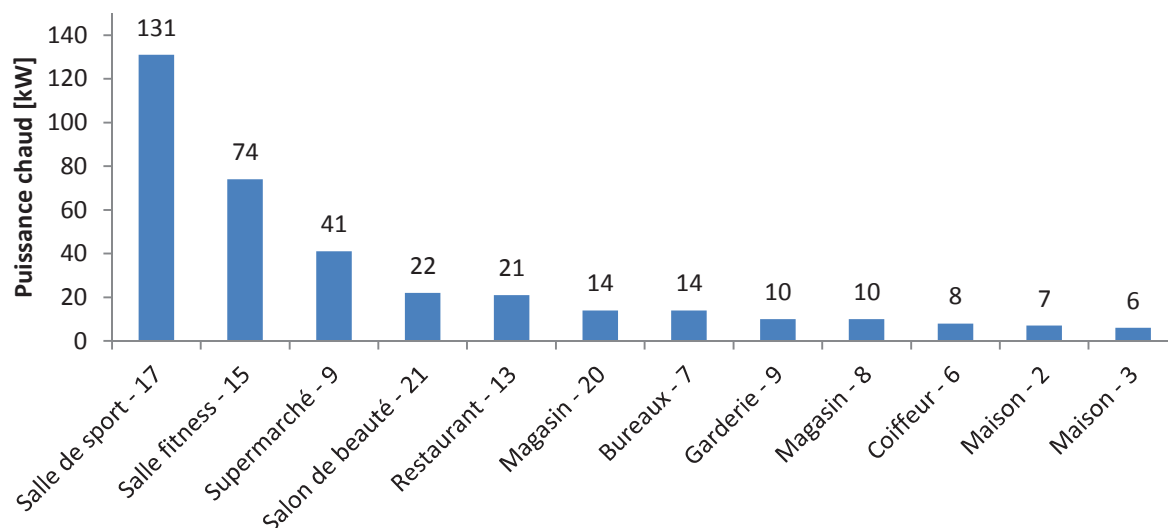


Figure 5 : Projets de suivi classés par puissance de chauffage durant la période 2011/2012. PAC géothermiques.

Les bâtiments suivis sont neufs et équipés de plancher chauffant et de sondes géothermiques verticales. Parmi l'ensemble des projets suivis en 2011/2012, dix ont été retenus pour l'étude. D'autres suivis sont actuellement en préparation.

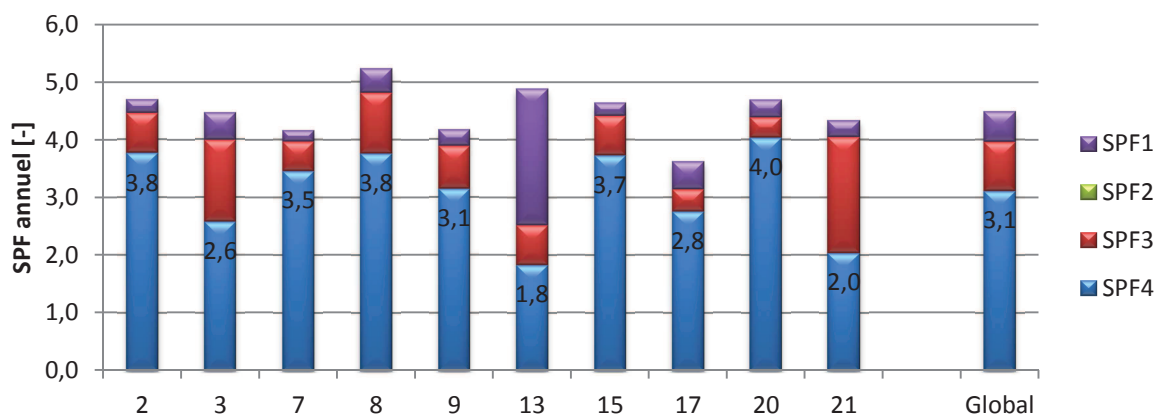


Figure 6: SPF annuels en chauffage pour chaque suivi - PAC géothermiques.

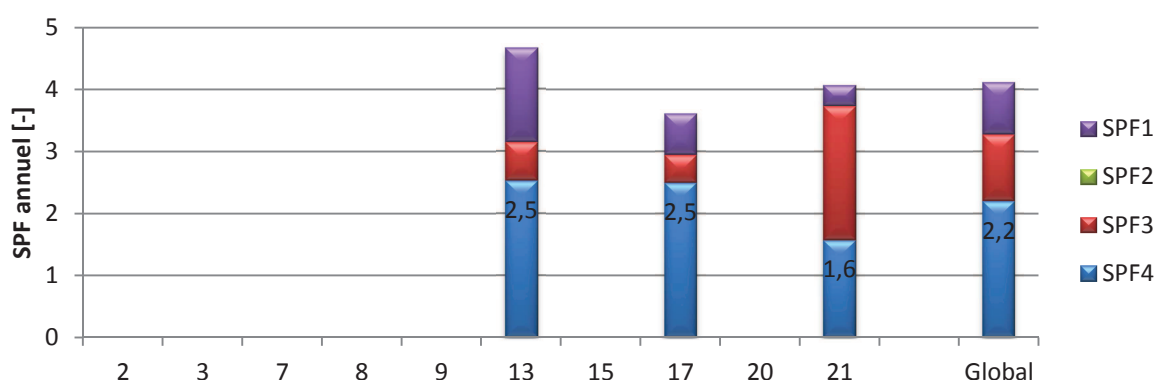


Figure 7 : SPF annuels en rafraîchissement pour chaque suivi - PAC géothermiques.

La Figure 6 montre les SPF annuels des installations suivies. En moyenne, le SPF1 est très bon puisqu'il atteint 4.5 sur l'année. En revanche, le SPF4 qui prend en compte les consommations des auxiliaires est plus faible avec une valeur moyenne de 3.1. Les projets 3, 13 et 21 affichent un SPF4 très faible en dessous de 2.6. Ces mauvaises performances sont dues à des consommations excessives des circulateurs. Sur ces installations, le circulateur côté bâtiment fonctionne en permanence pour avoir une mesure de la température de retour plancher chauffant. Les consommations annuelles des auxiliaires peuvent atteindre 50 % des consommations électriques totales, c'est-à-dire que les circulateurs consomment autant que le compresseur.

Les performances annuelles en froid sont représentées en Figure 7. Le SPF1 moyen de 4.1 est comparable au cas du chauffage. Le SPF4 moyen est en revanche beaucoup plus faible ce qui montre que l'impact des consommations des auxiliaires est plus important en refroidissement dans les projets suivis. En effet, les consommations en froid étant plus faibles qu'en chaud, la part relative des auxiliaires est dans ce cas plus importante. On notera toutefois que le nombre restreint de projets suivis en froid ne permet pas une généralisation des résultats à l'ensemble des installations.

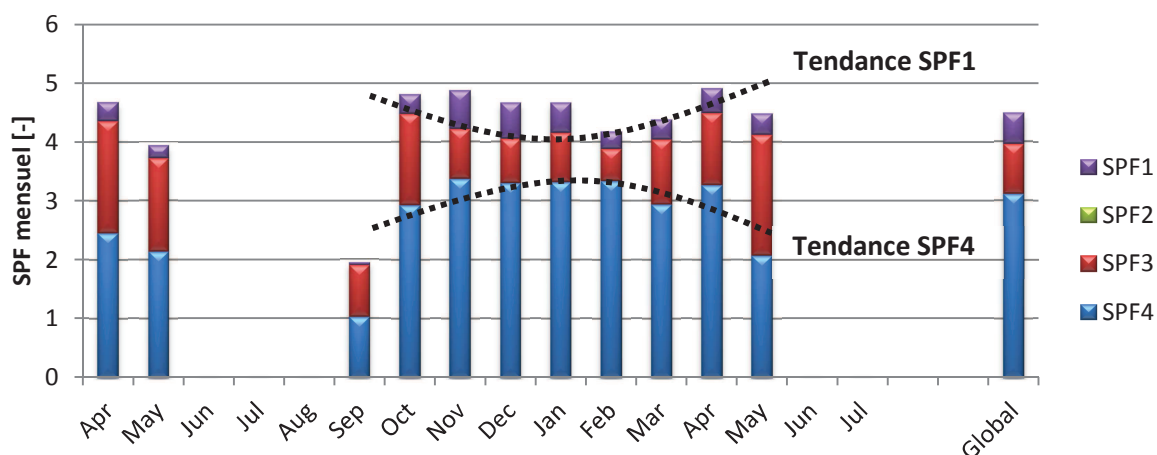


Figure 8: SPF mensuels sur l'ensemble des projets - PAC géothermiques.

Les SPF mensuels moyens de l'ensemble des installations apparaissent en Figure 8. Des tendances au niveau des SPF1 et SPF4 sont remarquables. En effet, plus il fait froid, plus le SPF1 est faible. Cela s'explique principalement par la loi d'eau qui autorise des températures d'émission plus élevée quand la température extérieure est basse. En revanche, le SPF4 est plus important en période hivernale. Cela s'explique par une part moins importante des consommations des auxiliaires par rapport à la consommation du compresseur en période froide.

Les parts relatives des consommations des différents postes sur l'ensemble des projets suivis sont consignées dans le Tableau 1. La part des consommations des auxiliaires est plus importante en refroidissement. Dans les deux cas, les auxiliaires représentent plus d'un tiers des consommations.

Tableau 1 : Parts relatives des consommations annuelles des différents postes en chauffage et refroidissement.

	Compresseur	Auxiliaire géothermie	Auxiliaire bâtiment
Chauffage	66 %	8 %	26 %
Refroidissement	55 %	14 %	31 %

1.2.4 Extrapolation d'un test semi-virtuel sur une année

1.2.4.1 Principe de la méthode

La plupart du temps, les performances annuelles des pompes à chaleur doivent être estimées à partir de tests normalisés menés dans des conditions statiques. Pour accélérer et améliorer ce processus, une méthode de test dynamique basée sur une technique d'émulation appliquée aux PAC géothermiques a été développée par Partenay [5]. A l'origine, cette méthode a été développée pour le test de systèmes solaires combinés [6]. La méthode permet une évaluation

fine des performances annuelles réelles d'une PAC obtenues en seulement 12 jours de tests, chaque jour représentant un jour typique d'un mois de l'année.

L'approche choisie combine une simulation annuelle numérique et un test de 12 jours en temps réel. Durant la simulation annuelle, un jour par mois, la simulation est ralentie au temps réel et le modèle numérique de la PAC (appelé modèle identifié) est remplacé par la PAC réelle sur le banc d'essai. Durant ce jour en temps réel, la PAC à tester est connectée au banc d'essai qui simule l'environnement désiré. Les performances de la PAC sont alors relevées et permettent d'affiner un modèle numérique identifié servant à la simulation jusqu'au prochain jour en temps réel.

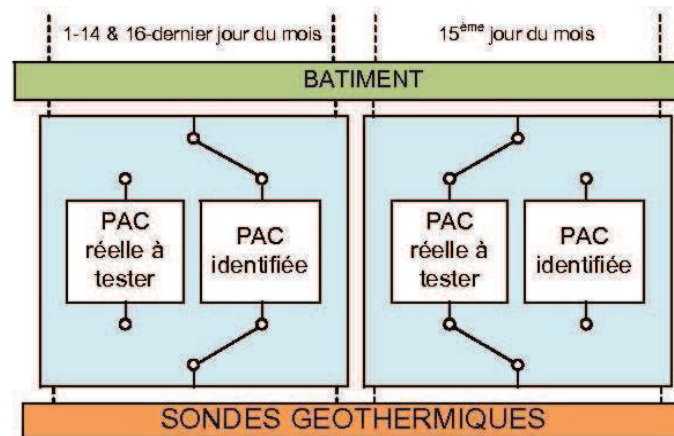


Figure 9: Alternance entre modèle de PAC identifiée et PAC réelle lors d'un test. Le jour type est ici le 15^{ème} jour du mois.

1.2.4.2 Détermination des jours types

Le choix des douze jours types pour le test en temps réel est crucial dans le développement de la méthode. En effet, chaque journée de la séquence de test nécessite l'utilisation de données météo spécifiques qui doivent être aussi représentatives que possible du mois concerné. Les données météo sélectionnées sont au nombre de trois : la température extérieure, le rayonnement solaire direct et le rayonnement solaire diffus. Plusieurs séquences de jours typiques ont été testées. Différentes méthodes de calcul des jours types ont été définies, les plus représentatives de la démarche suivie sont décrites ci-après :

- Séquence ODA

Avec cette approche, le jour type est le 15^{ème} jour du mois. La météo originale est conservée.

- Séquence ADA

Le jour type est le 15^{ème} jour du mois. Le fichier météo de ce jour est remplacé par les moyennes horaires des données de chaque jour du mois. Pour le k^{ème} mois, le vecteur journalier \overline{X}_k du fichier météo s'écrit alors :

$$\overline{X}_k = (x_{k,1}, \dots, x_{k,24}) = \frac{1}{N_k} \times \sum_{i=1}^{N_k} X_k(i) \quad (6)$$

où \overline{X}_k contient les 24 données horaires moyennes du jour type
 $X_k(i)$ contient les 24 données horaires du $i^{\text{ème}}$ jour du $k^{\text{ème}}$ mois
 N_k est le nombre total de jours du $k^{\text{ème}}$ mois

▪ Séquence AMA

La séquence AMA est également basée sur le calcul d'un jour moyen pour le test réel. La différence avec la séquence ADA se situe dans le positionnement de ce jour dans le mois considéré. Le jour type du mois est le jour où la moitié des besoins énergétiques mensuels est atteinte. La Figure 10 illustre la position du jour type ainsi déterminée pour le mois de septembre d'une simulation d'une maison individuelle.

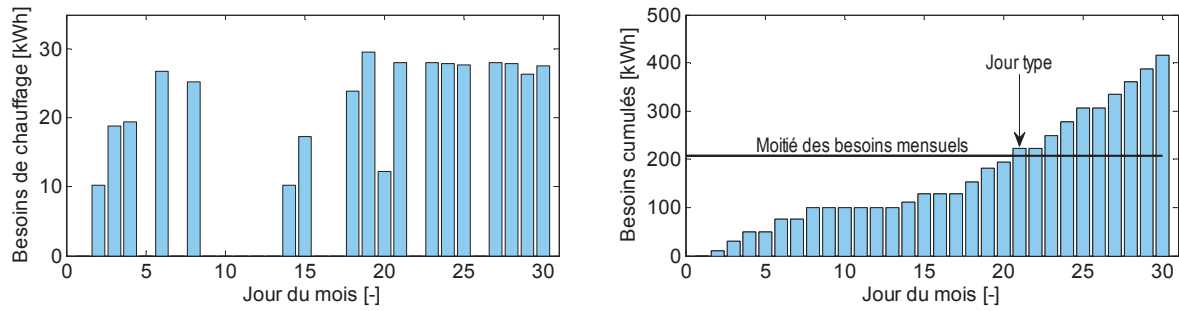


Figure 10 : Position du jour type par la méthode AMA.

▪ Séquence WMA

Cette séquence est une variante de la séquence AMA. La position du jour de test est déterminée de la même façon mais cette fois le calcul des données du jour moyen ne prend en compte que les jours du mois pour lesquels il y a un besoin énergétique du bâtiment. Le vecteur journalier \overline{X}_k du fichier météo s'écrit alors :

$$\overline{X}_k = (x_{k,1}, \dots, x_{k,24}) = \frac{1}{N_{\text{bes},k}} \times \sum_{i=1}^{N_{\text{bes},k}} X_k(i) \quad (7)$$

où \overline{X}_k contient les 24 données horaires moyennes du jour type
 $X_k(i)$ contient les 24 données horaires du $i^{\text{ème}}$ jour du $k^{\text{ème}}$ mois
 $N_{\text{bes},k}$ est le nombre de jours du $k^{\text{ème}}$ mois pour lesquels il y a une demande énergétique

Pour cette méthode, le jour précédant le jour type est également remplacé par les données moyennes de manière à mettre « en régime » le bâtiment avant le jour de test.

▪ Séquence HYB

L'approche HYB combine la séquence WMA avec une nouvelle approche. Celle-ci consiste à identifier le jour dont les besoins sont les plus proches de la moyenne des besoins journaliers sur le mois. Pour le $j^{\text{ème}}$ mois, ce jour k doit alors satisfaire la condition suivante :

$$\frac{|E_{k,j} - M_j|}{M_j} \leq 5\% \quad (8)$$

où $E_{k,j}$ est le besoin du jour k du mois j ;

M_j est la moyenne des besoins journaliers du mois j .

La Figure 11 montre les besoins en chauffage d'une maison individuelle au mois de septembre (à gauche) et de janvier (à droite).

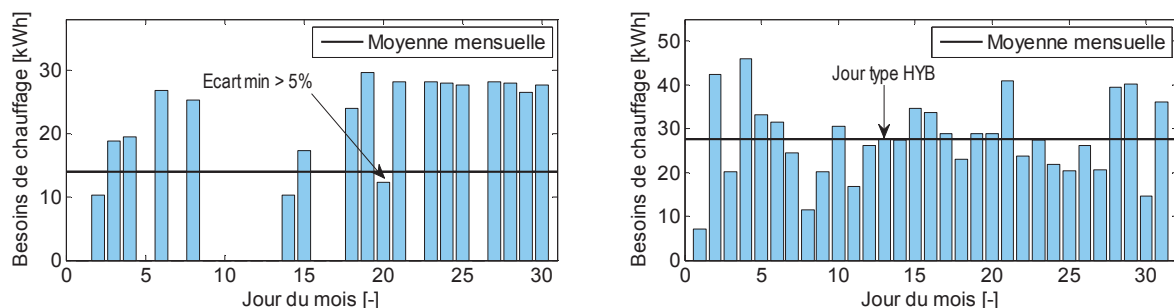


Figure 11 : Sélection du jour type avec la méthode HYB. A gauche (mois de septembre), l'écart minimum est supérieur à 5 %, la méthode WMA est appliquée. A droite (mois de janvier), le jour 13 satisfait la condition.

Dans cet exemple, la condition n'est pas vérifiée lors du mois de septembre : la méthode WMA sera appliquée durant ce mois. A droite, il existe un jour dans le mois dont les besoins sont similaires à la moyenne mensuelle (jour 13) : ce jour-ci est le jour type du mois de janvier avec cette méthode.

1.2.4.3 L'identification de la PAC

Lors des 12 jours de test proprement dits, c'est-à-dire lorsque la simulation est ralentie au temps réel, la PAC testée est couplée via le banc d'essai aux modèles de bâtiment et de sondes géothermiques. Pour permettre la simulation du système global entre chacun de ces 12 jours, il est nécessaire de remplacer la PAC réelle par un modèle. Ce modèle est soumis tout au long du test à une procédure d'identification. Le déroulement de cette dernière est décrit à travers la méthode de jours types ADA, pour laquelle le 15^{ème} jour est systématiquement remplacé :

- Les 14 premiers jours de l'année, les paramètres du modèle de la PAC sont initialisés. Cette initialisation peut se faire de multiples façons, la plus simple consistant à attribuer une valeur constante au COP et à la puissance électrique associée. Une initialisation à partir de données constructeur ou de résultats d'essais préliminaires demeure logiquement préférable.
- Durant le 15^{ème} jour de l'année, le modèle de la PAC est remplacé par la PAC réelle. En parallèle, l'ensemble des points de fonctionnement de la PAC réelle sont collectés dans un fichier, le modèle est progressivement mis à jour.
- Au début du 16^{ème} jour, un nouveau modèle est identifié pour le COP et la puissance électrique consommée par la PAC à partir des mesures collectées. Ce nouveau modèle permet à la simulation du système de global de se poursuivre jusqu'au prochain jour de test.

La Figure 12 montre la procédure d'identification du COP du modèle de PAC pour le premier mois de l'année:

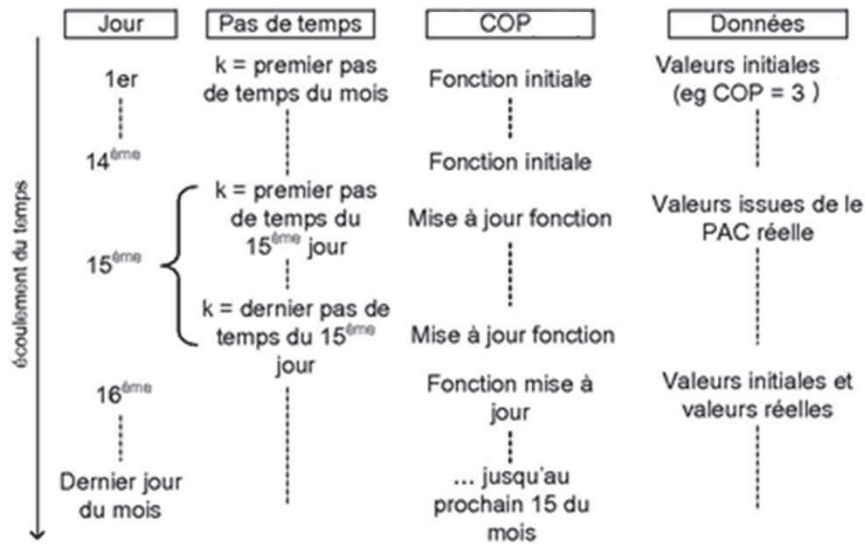


Figure 12 : Procédure d'identification du COP pour le modèle de PAC [5].

L'identification de la puissance électrique consommée se fait de la même manière que celle du COP. Dans cette approche, le modèle d'identification du COP se base sur une matrice récupérant les données du test. A chaque pas de temps d'un jour en fonctionnement réel de la PAC, la valeur moyenne des températures côté évaporateur et côté condenseur ainsi que le COP sont relevés. Comme décrit plus loin, les tests en régime stationnaire ont amené à décrire le COP sous la forme suivante :

$$\text{COP} = f_{a,b,c}(T_{\text{evap}}, T_{\text{cond}}) = a * T_{\text{evap}} + b * T_{\text{cond}} + c \quad (9)$$

où a, b et c sont les paramètres de la loi de COP à déterminer.

A la fin de chaque journée en temps réel, les paramètres a , b et c sont identifiés à partir des données de la matrice par la méthode des moindres carrés. Cette méthode consiste minimiser la fonction suivante :

$$\Delta(a, b, c) = \sum_{i=1}^{N_m} (aT_{\text{evap},i} + bT_{\text{cond},i} + c - \text{COP}_{\text{mes},i})^2 \quad (10)$$

Avec :

$T_{\text{evap},i}$ [°C]	$i^{\text{ème}}$ mesure de la température moyenne coté évaporateur de la PAC ;
$T_{\text{cond},i}$ [°C]	$i^{\text{ème}}$ mesure de la température moyenne coté condenseur de la PAC ;
$\text{COP}_{\text{mes},i}$ [-]	$i^{\text{ème}}$ mesure du COP de la PAC ;
N_m [-]	nombre total de mesures effectuées.

Le modèle de PAC « s'enrichit » donc au fur et à mesure que le test avance. Outre la fonction principale de la méthode d'essai qui consiste à évaluer les performances de la PAC dans un environnement dynamique, la séquence de test permet de disposer d'un modèle de PAC identifié aisément réutilisable pour d'autres études.

1.2.4.4 Détermination de l'approche optimale

Pour déterminer la séquence de jours permettant l'évaluation la plus précise des performances annuelles, les résultats des 5 approches de test sont comparés à une simulation annuelle de référence pour neuf climats différents : Agen, Carpentras, La Rochelle, Limoges, Mâcon, Nancy, Nice, Rennes et Trappes.

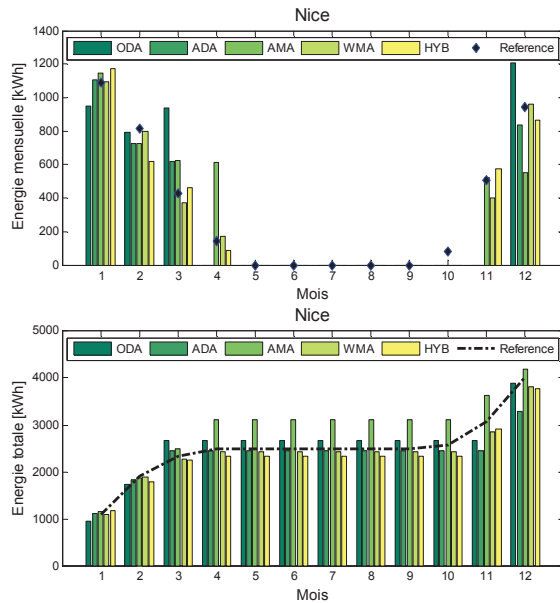


Figure 13 : Energies de chauffage mensuelles et cumulée - Nice. [5]

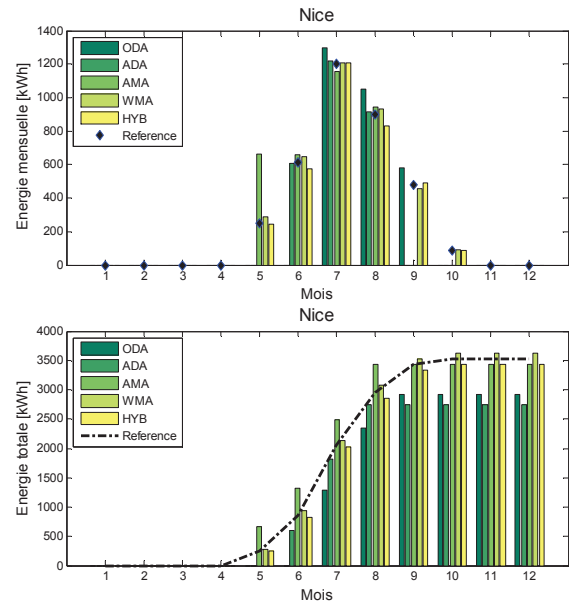


Figure 14 : Energies de refroidissement mensuelles et cumulée - Nice. [5]

La méthode hybride, notée HYB, offre les meilleurs résultats. Le passage à la méthode WMA se fait en mi-saison, en moyenne 2 mois par an, lorsqu'aucun jour ne correspond à la moyenne des besoins du mois. Sur les 9 climats testés en simulation, la méthode hybride permet d'obtenir des performances annuelles de PAC avec une erreur maximale de 5 % en chaud et 7 % en froid. Les résultats des extrapolations des énergies mensuelles à partir des différentes méthodes pour le climat de Nice sont visibles en Figure 13 et Figure 14.

1.3 Régulation de la température ambiante d'un bâtiment

1.3.1 Facteurs influents

L'évolution de la température ambiante d'un bâtiment dépend de différents facteurs pouvant être regroupés en trois catégories (Figure 15). La première concerne les éléments liés à la composition du bâtiment comme la structure, l'orientation ou la surface habitable. La deuxième catégorie englobe l'ensemble des perturbations extérieures ayant une influence sur le bâtiment comme la température extérieure ou le rayonnement solaire. La troisième catégorie regroupe les perturbations internes liées à l'occupation (gains internes, ouverture des fenêtres ou changement de la consigne), au système de chauffage et à sa régulation.

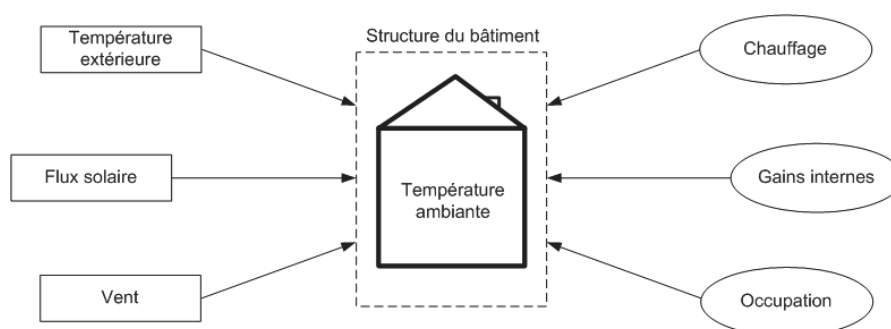


Figure 15 : Facteurs influençant l'évolution de la température ambiante d'un bâtiment.

La nature aléatoire de ces perturbations rend difficile la gestion optimale des apports de chaud et de froid. L'occupant peut alors se trouver en situation d'inconfort thermique du fait de surchauffes ou des températures matinales trop basses. De plus, un système mal régulé entraîne une consommation de chaleur et de froid excessive.

Ces problèmes apparaissent le plus souvent dans des bâtiments bien isolés et dotés de larges surfaces vitrées. Dans de tels bâtiments, les apports gratuits (solaires et internes) couvrent une part importante des besoins de chauffage. Leur prise en compte dans la gestion de la température ambiante est difficile d'autant plus que l'inertie thermique du bâtiment crée un déphasage entre la puissance fournie et son effet sur la température ambiante. Ce déphasage est d'autant plus important dans des bâtiments équipés d'une PAC couplée à un plancher chauffant à forte inertie. Une régulation efficace doit donc pouvoir anticiper l'évolution de la

température ambiante en prenant en compte les différentes perturbations et le comportement thermique du bâtiment.

1.3.2 Régulateurs conventionnels de PAC à puissance constante

On distingue trois types de régulation couramment utilisées dans des bâtiments résidentiels équipés d'une PAC à puissance constante et munie d'une gestion centralisée (cas le plus fréquent en France).

1.3.2.1 Régulation en boucle ouverte

Dans une régulation en boucle ouverte, le système ne cherche pas à vérifier le résultat obtenu (température ambiante) mais l'admet a priori. Le cas le plus fréquent est la régulation par sonde extérieure qui agit sur la température de départ de chauffage $T_{f,s}$ de la PAC. La température de retour est parfois utilisée dans la loi d'eau. Son fonctionnement est basé sur un bilan thermique stationnaire du bâtiment modélisé par une courbe de chauffage. Cette dernière définit les températures maximales et minimales délivrées par la PAC au plancher chauffant à une température extérieure donnée (Figure 16).

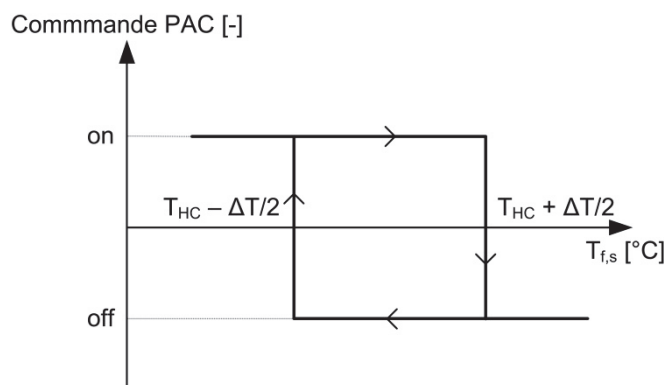


Figure 16: Régulation en boucle ouverte de la température d'entrée du plancher chauffant sur la température extérieure T_o .

La loi d'eau T_{HC} contrôlant l'arrêt et de relance de la PAC est définie par la relation suivante :

$$T_{HC} = (a \times T_o + b) \pm \frac{\Delta T}{2} \quad (11)$$

Plusieurs études [7] ont permis de calculer les paramètres optimaux de la courbe de chauffage. Ce type de régulation présente toutefois plusieurs inconvénients. La courbe de chauffage ne prend pas en compte les apports gratuits souvent générateurs de surchauffes. Elle se révèle de plus difficile à ajuster en pratique. Enfin, des problèmes proviennent directement de l'approximation en régime stationnaire qui n'est en fait jamais atteinte par le

bâtiment. Il s'avère que le principe même de la courbe de chauffage n'est pas adapté à la gestion des intermittences [8].

1.3.2.2 Régulation en boucle fermée

La régulation en boucle fermée se base sur la mesure de la température ambiante. La PAC s'enclenche et s'éteint lorsque la température s'éloigne de la consigne T_{set} de plus ou moins une hystérésis (Figure 17).

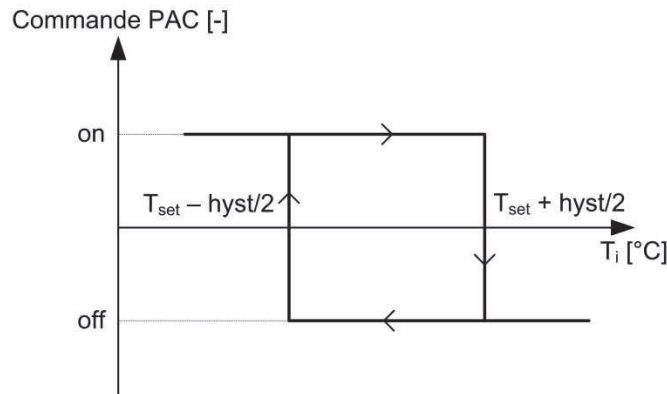


Figure 17: Régulation en boucle fermée sur la température ambiante.

Ce type de régulation permet de prendre en compte les variations instantanées des apports solaires et internes. Elle est cependant sensible à l'emplacement de la sonde intérieure [9] et n'est pas bien adaptée au chauffage par plancher chauffant à cause de sa grande inertie.

1.3.2.3 Régulation en boucle ouverte compensée

La régulation en boucle ouverte compensée est analogue à la boucle ouverte mais elle possède en plus une sonde de température ambiante servant à la compensation. La loi d'eau peut s'appliquer à la température de départ ou de retour plancher chauffant. Le schéma de régulation est identique à celui de la Figure 16. La loi d'eau compensée T_{HC} contrôlant l'arrêt et de relance de la PAC est définie par la relation suivante :

$$T_{HC} = (a \times T_o + b) - Gain \times (T_i - T_{set}) \pm \frac{\Delta T}{2} \quad (12)$$

La courbe de chauffage T_{HC} est ainsi ajustée en fonction de l'écart entre la température ambiante T_i et la consigne T_{set} . Le paramètre *Gain* permet d'ajuster l'importance de la compensation de la température ambiante. Pour mieux comprendre le fonctionnement de cette loi d'eau, une représentation graphique est donnée en Figure 18.

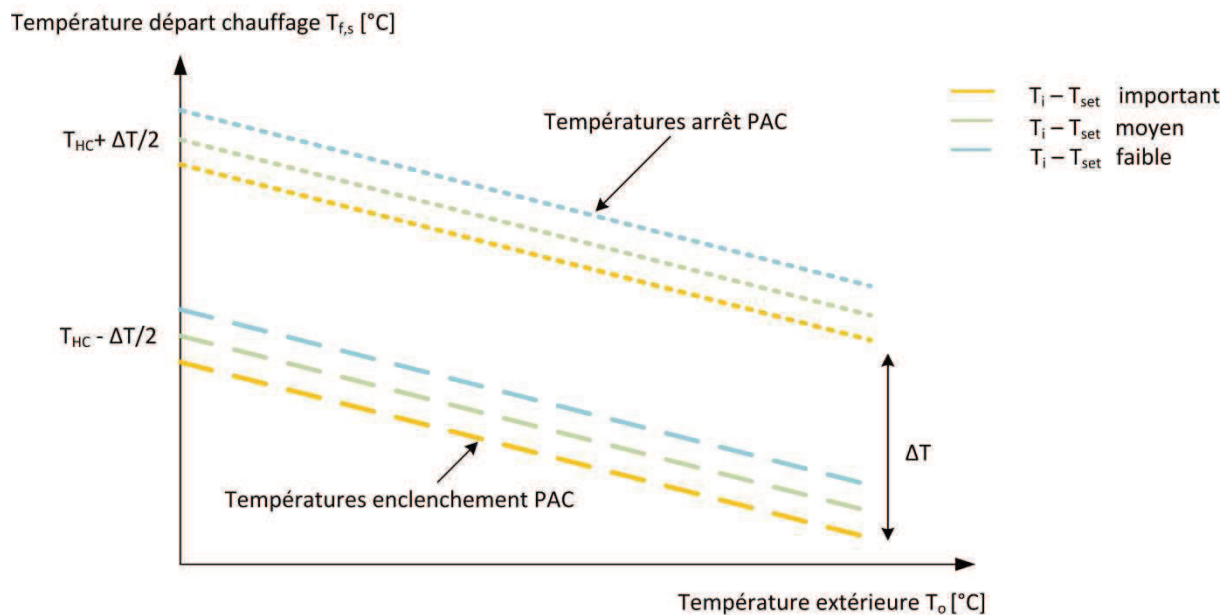


Figure 18: Principe d'une loi d'eau compensée par la température ambiante pour une PAC.

Ce type de régulation permet de corriger dans une certaine mesure une courbe de chauffage mal ajustée mais souffre des mêmes défauts que la boucle ouverte pour la gestion des intermittences.

1.3.3 Régulation adaptée aux PAC à puissance variable

Il existe également des pompes à chaleur à puissance variable, encore peu répandues. Pour des puissances thermiques élevées, il existe toutefois des PAC géothermiques multi-compresseurs dont le fonctionnement se rapproche de la puissance variable. Le principe de cette régulation consiste à ajuster la puissance délivrée par la PAC pour satisfaire les besoins du bâtiment. Il en résulte une température de condensation souvent plus basse, notamment en intersaison, et un nombre de cycles réduit, augmentant ainsi la durée de vie du compresseur et diminuant les pertes par cyclage.

La régulation à puissance variable a été comparée à des régulations conventionnelles de type tout ou rien par Miller [10], Tassou [11] et Landé [12]. Ces études mettent en avant un gain en énergie consommée de l'ordre de 10 à 25 % par rapport à la régulation à puissance constante. Les gains sont dus à de meilleures performances à charge partielle grâce à la réduction des pertes par cyclage, de meilleures performances du compresseur, des besoins réduits en appoint et une consommation plus faible du dégivrage. Cependant, la majorité de ces recherches ont été menées sur des PAC ayant comme source l'air extérieur, la plupart étant des PAC air/air. D'autres études récentes, menées par Karlsson [13] et Madani [14], montrent que la régulation à puissance variable n'améliore pas l'efficacité des PAC géothermiques. Bien que le COP à charge partielle soit meilleur dans le cas de la puissance variable, le SPF global annuel est plus faible. Cela s'explique par une consommation plus

importante des circulateurs dans le cas de la puissance variable. De plus, aucun gain énergétique n'est possible ni sur le dégivrage, ni sur la consommation de l'appoint, tous deux étant inexistant dans le cas des PAC géothermiques. Enfin, les pertes par cyclage sont négligeables dans le cas des PAC géothermiques de par une faible durée de mise en route du compresseur comparé au temps de fonctionnement, ainsi que par la présence d'une vanne thermostatique limitant la circulation du fluide frigorigène [15], [16].

1.3.4 Méthodes avancées de régulation du chauffage

1.3.4.1 Etat de l'art

Les nouvelles méthodes de régulation dynamique sont apparues dans les années 1980, mais leurs applications étaient alors limitées par la puissance de calcul des ordinateurs. En 1988, Hartman met en avant la nécessité de prendre en compte la dynamique du bâtiment pour une gestion optimale du confort [17]. Il définit les deux objectifs principaux de la régulation dynamique appliquée au bâtiment : (1) anticiper les données météorologiques ou les gains internes pour minimiser la consommation énergétique, et (2) adapter continuellement le fonctionnement des équipements techniques aux conditions variables pour maintenir le confort thermique. Selon lui, la faible efficacité de la plupart des installations n'est pas due à une mauvaise conception mais à une régulation inadaptée basée sur un comportement stationnaire du bâtiment.

Différents chercheurs ont alors développé des gestions dynamiques basées sur le principe de la commande prédictive [18, 19]. Cette dernière consiste en la minimisation d'une fonction de coût prenant en compte le confort et la consommation d'énergie sur un horizon de prévision. L'anticipation des perturbations et des variations de la température ambiante nécessite de modéliser les variables météorologiques et le bâtiment. Les principaux avantages de la commande prédictive sont les suivants :

- Permet de respecter les contraintes sur les variables contrôlées et manipulées ;
- Evite des variations excessives sur les variables manipulées, la commande est plus douce ;
- En cas de perturbations mesurables, le système s'adapte automatiquement ;
- Permet en général un réel gain financier.

Des modèles stochastiques [20] ainsi que des modèles linéaires auto-adaptatifs [21] sont d'abord utilisés pour la prévision de la température ambiante et des données météorologiques. Plus récemment, l'utilisation de réseaux de neurones a permis une amélioration sensible de la qualité de prévision de ces modèles. Curtiss applique de tels modèles à la régulation de bâtiments résidentiels et tertiaires [22]. Morel développe une régulation biomimétique du

bâtiment utilisant les réseaux de neurones pour le contrôle du chauffage et des stores [23]. Argiriou valide de manière qualitative une régulation prédictive neuronale sur un bureau de 30 m² à forts gains solaires [24].

Un travail considérable sur la mise en service de ces régulations a été effectué. Lute propose une approche auto-adaptative des modèles du bâtiment et de la météorologie. Cette approche est réutilisée et améliorée plus tard par Bauer pour la gestion biomimétique d'un bâtiment [25]. Malgré une mise en service facilitée et des résultats prometteurs, ces nouvelles méthodes de régulation sont toutefois peu répandues à cause principalement du conservatisme du domaine du bâtiment, et d'une certaine méfiance envers les systèmes adaptatifs.

1.3.4.2 Théorie de la commande prédictive

La commande prédictive, ou contrôle prédictif, est une méthode avancée de commande, dont l'objectif premier a été de commander des systèmes industriels complexes. Le principe de cette technique est d'utiliser un modèle dynamique du processus à l'intérieur du contrôleur en temps réel afin d'anticiper le comportement futur du procédé. Le contrôle prédictif fait partie des techniques de contrôle à modèle interne. La commande prédictive est un terme général qui englobe un ensemble de méthodes différentes (MPC [26], DMC [27], GPC [28], etc.). Néanmoins, toutes ces techniques utilisent le même principe de fonctionnement.

La commande prédictive réalise à chaque période d'échantillonnage du régulateur les étapes suivantes (Figure 19) :

- Mesure des variables d'entrées et de sorties du système à l'instant k ;
- Calcul des prévisions des variables contrôlées jusqu'à un horizon de temps $k+N$ grâce au modèle interne ;
- Elaboration d'une trajectoire de référence (consigne) à suivre ;
- Calcul des commandes futures à appliquer qui minimisent une fonction de coût J ;
- Le premier élément des commandes calculées est appliqué au système ;
- Les étapes se répètent au pas de temps suivant : c'est le principe de l'horizon fuyant.

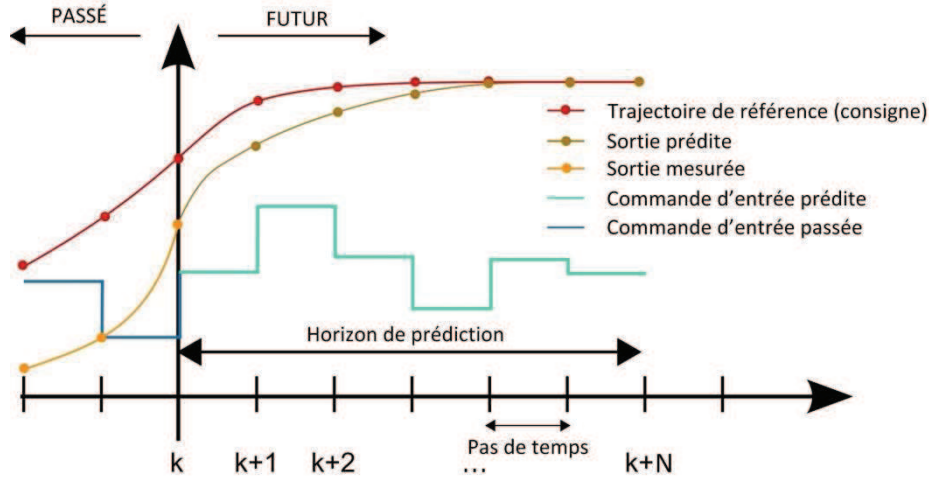


Figure 19: Schéma de principe de la commande prédictive.

La fonction de coût J utilisée pour calculer les commandes futures diffère selon les méthodes. Généralement, cette fonction contient les erreurs quadratiques entre la trajectoire de référence et les prévisions sur l'horizon ainsi que la variation de la commande, et s'écrit de la manière suivante :

$$J = \sum_{i=1}^N \alpha_i (r_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^N \beta_i \Delta \hat{u}_i^2 \quad (13)$$

$$\text{soumis à} \quad \begin{aligned} \Delta u_{\min} &\leq \Delta u_i \leq \Delta u_{\max} \\ y_{\min} &\leq y_i \leq y_{\max} \end{aligned} \quad (14)$$

Avec :

- r_i trajectoire de référence à l'instant $k+i$;
- \hat{y}_i sortie prédite à l'instant $k+i$;
- \hat{u}_i commande d'entrée prédite à l'instant $k+i$;
- α_i coefficient pondérateur donnant de l'importance relative à \hat{y}_i ;
- β_i coefficient pondérateur pénalisant les variations relatives de \hat{u}_i ;

1.4 Comparaison des performances de régulateurs de chauffage

1.4.1 Tests par simulation

Le développement d'un régulateur passe nécessairement par une phase de test en simulation. Cette étape permet d'optimiser la structure interne du régulateur et d'avoir une estimation des performances sur différents systèmes. De nombreux exemples permettent d'illustrer ce recours à la simulation. Kanarachos [29] utilise ainsi un modèle simplifié de maison et du

système de distribution pour déterminer l'architecture optimale et l'algorithme d'apprentissage optimal des réseaux de neurones utilisés en interne par le contrôleur. Verhelst [30] optimise la fonction de cout en testant la robustesse du régulateur prédictif sur un système simulé. Akesson [31] compare en simulation son régulateur simplifié à une régulation prédictive dite optimale. Yang [32] effectue des études paramétriques sur différents types de plancher chauffant pour tester l'efficacité de son régulateur prédictif à déterminer l'heure optimale de relance du chauffage.

Le test par simulation offre des avantages de rapidité, de reproductibilité et de diversité des environnements disponibles. Cependant, le régulateur simulé ne commande pas de générateur réel (PAC, chaudière, etc.) et l'environnement de simulation n'est pas nécessairement assez réaliste pour valider le fonctionnement du régulateur dans un cas réel (données non-bruitées, modèles simplifiés, etc.).

1.4.2 Test en cellule standardisé

Pour tester et comparer des régulateurs sur un cas plus réaliste, une cellule test est parfois utilisée. Une cellule test est un local instrumenté dépourvu d'occupants installé la plupart du temps en extérieur. Le local est équipé d'un émetteur de chauffage et d'un générateur réel commandé par le régulateur à tester.



Figure 12 : Cellule test PASSYS [31].

Plusieurs chercheurs mettent à profit une cellule test pour montrer l'efficacité et la robustesse d'une régulation de la température ambiante. Argiriou [24] utilise la cellule PASSYS pour tester une régulation prédictive avec un chauffage électrique. Le test en cellule permet de valider le bon fonctionnement du régulateur (acquisition des données, prévision de la température ambiante, etc.) mais n'est pas utilisé à des fins de comparaison. Le gain en consommation électrique est déterminé par simulation. De même, Chen [32] utilise un local test pour calibrer un modèle identifié de bâtiment. Le régulateur est ensuite testé et comparé

à d'autres régulateurs conventionnels grâce au modèle obtenu. Enfin, Lute [19] teste une régulation prédictive de ventilation naturelle sur une cellule test. L'objectif du test est de valider de manière qualitative le fonctionnement de la régulation, et non d'estimer les gains énergétiques offerts par le régulateur.

La cellule test est donc un moyen d'éprouver la robustesse et de vérifier le bon fonctionnement du régulateur dans des conditions proches d'un cas réel. Cependant, elle ne permet pas la comparaison entre deux régulateurs car les conditions aux limites de la cellule ne sont pas maîtrisées.

1.4.3 Méthodes de comparaisons in-situ

1.4.3.1 Tests simultanés sur des locaux différents

La comparaison précise de deux régulateurs sur un bâtiment réel occupé n'est pas aisée. Lorsqu'un bâtiment possède deux locaux similaires, il est possible de tester de manière simultanée deux régulateurs dans chacun de ces locaux sur une période donnée. De cette manière, les tests sont effectués dans des conditions climatiques quasiment identiques. En revanche, les gains internes sont sujets à des variations difficilement maîtrisables dues à des variations de l'occupation et de l'usage des locaux (ouverture des fenêtres, position des stores, ouverture de la porte, utilisation d'appareils électriques, etc.).

Un moyen fréquemment employé pour pallier ce problème est de tester les régulateurs alternativement sur un local puis sur l'autre afin de « gommer » les différences d'apports internes. Morel [23] utilise cette technique de comparaison croisée pour tester une régulation prédictive de gestion des stores et du chauffage électrique sur deux bureaux jumelés du bâtiment LESO pendant une année complète. Toutes les 2 à 3 semaines, les régulations sont inversées pour compenser les différences d'apports internes. Navale [33] compare une régulation prédictive de climatisation assurée par ventilo convecteurs durant la même période sur deux locaux identiques de par leur composition, mais d'orientation différente. La comparaison croisée permet selon l'auteur de moyenner les variations dues aux apports de chaleur à la fois internes et externes sur les deux locaux. Cho [34] utilise également deux locaux avec des apports solaires différents pour la comparaison d'un régulateur prédictif dédié à la commande intermittente d'un plancher chauffant. Un écran solaire est installé pour supprimer les effets dus aux différences de rayonnement solaire.



Figure 20: Plan du bâtiment servant à la comparaison croisée de deux régulateurs sur les blocs B1 et B2 [35].

Une comparaison du même type mais à plus grande échelle est effectuée par Siroky [35]. Ce dernier utilise deux blocs similaires de huit étages appartenant à un même ensemble de bureaux pour tester alternativement un régulateur prédictif et un régulateur conventionnel. Pour conclure sur les gains en énergie offerts par le régulateur prédictif, l'auteur compare deux méthodes : la méthode de comparaison croisée et une méthode de normalisation des consommations énergétiques basée sur les degrés jours unifiés (détaillée au chapitre 1.4.3.2). Les gains obtenus pour la même période diffèrent considérablement selon la méthode employée (16 % avec la première et 28 % avec la deuxième).

1.4.3.2 Méthode des degrés jours unifiés

Une autre méthode de comparaison in-situ consiste à essayer de comparer les performances de deux régulateurs sur un même bâtiment mais à des périodes différentes. La difficulté provient du fait que les conditions météorologiques diffèrent entre les deux périodes de test. Pour corriger dans une certaine mesure l'effet de la météo sur les consommations énergétiques du bâtiment, il est possible d'avoir recours aux Degrés Jours Unifiés (DJU) afin de normaliser les consommations [35, 36]. Les DJU permettent de réaliser des estimations de consommations énergétiques en fonction de la rigueur du climat. Il existe différentes méthodes de calcul des DJU, néanmoins toutes basées sur le même principe [37]. Les Degrés Jour Unifiés sur une période de N jours sont calculés à partir des températures minimales $T_{\min}(j)$ et moyennes $T_{\text{moy}}(j)$ du jour j , ainsi que de la température de référence T_{Ref} du lieu :

$$\text{DJU} = \sum_{j=1}^N \left(T_{\text{Ref}} - \frac{T_{\min}(j) + T_{\text{moy}}(j)}{2} \right)^+ \quad (15)$$

Le symbole $+$ signifie que seules les différences de température positives sont prises en compte. Pour estimer le gain énergétique d'un régulateur A sur un régulateur B, les consommations de chauffage C_A et C_B obtenues à des périodes différentes sont normalisées par les DJU_A et DJU_B calculés pour les périodes de test :

$$\text{Gain énergétique [\%]} = \frac{\frac{C_B}{\text{DJU}_B} - \frac{C_A}{\text{DJU}_A}}{\frac{C_B}{\text{DJU}_B}} \quad (16)$$

Cette méthode est toutefois soumise à des nombreuses imprécisions qui la rendent peu fiable :

- La température de référence. Selon la théorie des DJU, la température de référence est la température extérieure au-dessus de laquelle le bâtiment n'a plus besoin d'être chauffé. Le choix de cette température impacte directement les DJU et donc la comparaison des consommations ;
- Le problème du chauffage intermittent. La plupart des bâtiments sont chauffés à pleine température de manière intermittente. Cependant, les DJU couvrent une période continue de 24 heures par jour. En conséquence, les DJU sont rarement une représentation fidèle du comportement thermique du bâtiment par rapport à la température extérieure ;
- La variation des gains gratuits. Les apports internes et externes peuvent fortement varier d'une période à une autre. La comparaison des consommations est donc biaisée.

1.4.3.3 Méthode Eta : analyse des gains gratuits

La méthode Eta, développée par Bauer [25], permet de comparer l'efficacité d'une régulation de chauffage à récupérer les apports gratuits. Cette méthode se base sur un bilan thermique stationnaire du bâtiment assimilé à une zone thermique :

$$P + P^+ = H_0 (T_i - T_e) - AG + R - \frac{C}{\Delta t} \Delta T_i \quad (17)$$

Avec :

P [W]	puissance de chauffage moyenne fournie au bâtiment ;
P^+ [W]	apports de chauffage excessifs ;
H_0 [W/K]	coefficient de transfert thermique du bâtiment ;
T_i [°C]	température ambiante moyenne du bâtiment ;
T_e [°C]	température extérieure moyenne ;
AG [W]	somme des apports gratuits potentiels (solaires et internes)
R [W]	rejets de chaleur (ouvertures de fenêtres) ;

Δt [s]	intervalle d'intégration ;
C [J/K]	capacité thermique du bâtiment ;
ΔT_i [°C]	variation de température intérieure durant Δt .

L'introduction de P^+ permet de distinguer une gestion performante des apports en chauffage, caractérisée par des petites valeurs de P^+ . L'équation (17) peut également s'écrire de la manière suivante :

$$H' = H_0 - \eta \frac{AG}{T_i - T_e} \quad (18)$$

Avec :

H' [W]	apports de puissance de chauffage modifiés ;
η [-]	facteur de récupération des apports gratuits.

Les différents paramètres sont déterminés à partir de mesures par régression linéaire. La valeur obtenue de η permet de quantifier la part des apports gratuits utile. Une valeur $\eta = 1$ indique une gestion optimale des apports gratuits. L'inconvénient de cette méthode est que l'estimation du paramètre H' dépend fortement de la qualité des mesures. Lorsque $(T_i - T_e)$ est proche de zéro, ce qui est un cas fréquent en mi-saison, l'erreur propagée sur H' est importante et la qualité de la régression linéaire n'est pas assurée. De plus, le calcul ou la mesure des gains gratuits potentiels peut être difficile et long à effectuer en pratique.

1.4.4 Tests normatifs par émulation

1.4.4.1 Introduction aux tests par émulation

L'idée de tester un régulateur en le connectant à un bâtiment et un générateur virtuel a été premièrement développée dans l'annexe 17 de l'Agence Internationale de l'Energie, impliquant des laboratoires de recherches européens et américains. Le rapport final de cette annexe, publié en 1993, montre que l'approche est techniquement faisable. Au moins 6 bancs d'essai ont été conçus durant cette période en Finlande, Belgique, Pays-Bas, Royaume-Uni, France ainsi qu'aux Etats-Unis. Des publications sur le sujet ont vu le jour [38] et deux symposiums ont été organisé par l'ASHRAE en 1991 [39] et 1994 [40]. Bien qu'aucun industriel du domaine n'était impliqué dans l'annexe, certains ont développé leur propre méthode [41]. D'autres laboratoires de recherche utilisent des bancs d'essai semi-virtuels pour le test de systèmes solaires combinés [6] et de pompes à chaleur géothermiques [42].

Depuis le début des années 2000, le Centre Européen de Normalisation (CEN) travaille sur une méthode de test normalisée des régulateurs de chauffage, ventilation et climatisation. Deux projets de recherche Français SIMTEST-Elec et SIMTEST [43, 44] ont développé une méthode de test des systèmes de régulation de la température ambiante dans le cadre du CEN TC-247. L'innovation de cette méthode consiste en la clarification de la procédure de test et dans le développement d'un environnement virtuel facilement reproductible. Les recherches sur le sujet ont abouti à une norme européenne de test des régulateurs de chauffage, ventilation et climatisation : la NF EN 15500 [45]. Cette norme a été conçue pour faciliter l'introduction sur le marché de nouveaux régulateurs. Elle ne permet cependant pas le test de régulateurs avancés comme les régulateurs prédictifs. Le mode opératoire d'essai est décrit au paragraphe suivant.

1.4.4.2 Interfaçage des parties réelles/virtuelles

Le mode opératoire d'essai de la norme NF EN 15500 repose sur l'essai d'un régulateur réel par rapport à un ensemble de critères examinés. Un simulateur comprenant la zone de construction et les modèles d'équipement CVC (chauffage, ventilation, climatisation) dans un environnement Matlab/Simulink émule l'environnement du régulateur réel.

Le lien entre l'environnement réel et simulé est obtenu à l'aide d'un enregistreur de données et d'interfaces, principalement une interface côté capteur et une interface côté actionneur (Figure 21).

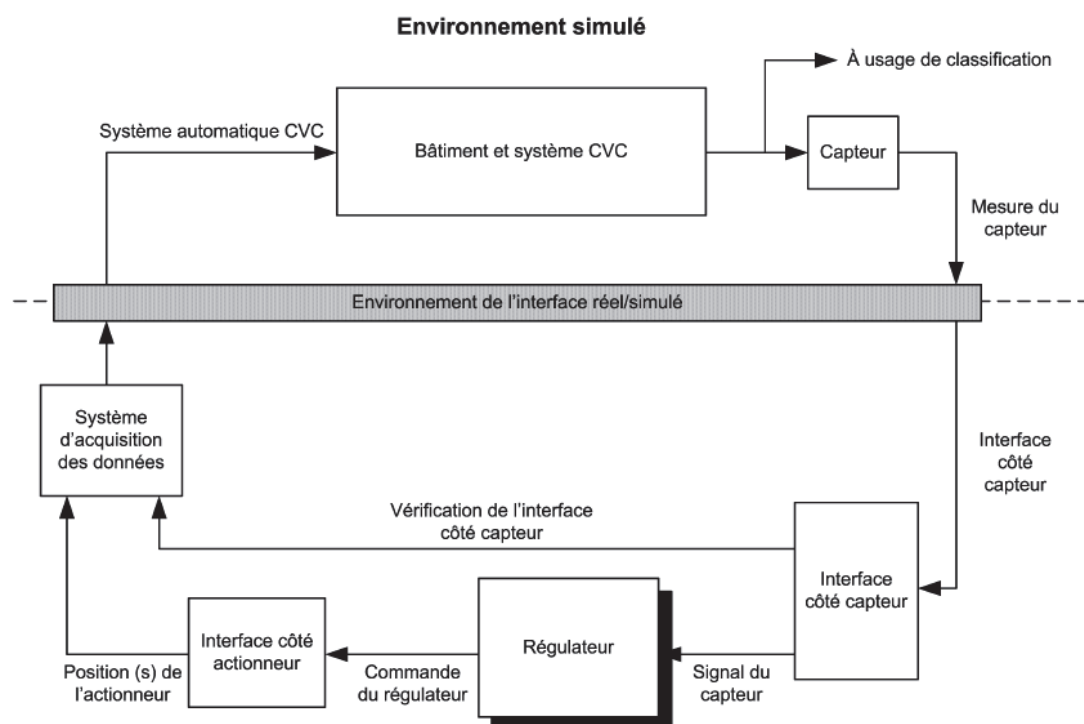


Figure 21 : Présentation générale du banc d'essai [45].

L'interface côté capteur convertit la température intérieure calculée dans le modèle de zone en un signal que l'entrée de température du régulateur peut traiter. Ensuite, le régulateur détermine le signal de régulation du système CVC (il peut s'agir d'une commande de vanne, d'un ventilateur ou d'un relais). Dans le cas d'un système CVC à vanne, le signal de sortie du régulateur permet de contrôler une vanne réelle. La position de la vanne est mesurée par l'interface côté actionneur. Son signal de sortie est renvoyé au simulateur par l'intermédiaire de l'enregistreur de données. L'enregistreur de données mesure également les autres signaux du régulateur, comme les signaux de vitesse du ventilateur ou les relais. Enfin, les données obtenues sont utilisées dans le simulateur pour calculer le nouveau flux de chauffage/refroidissement apporté au modèle de zone de construction, se traduisant par une nouvelle température intérieure.

1.4.4.3 Calcul des performances du régulateur

Les essais de régulateurs se déroulent sur trois périodes caractérisées par des taux de charge des équipements de chauffage/refroidissement de 80 %, 50 % et 20 %.

Tableau 2 : Définition de la séquence de test d'un régulateur [45].

Période	État thermique de la zone	Apport interne	Charge de chauffage	Charge de refroidissement
P1	dépassement	0 %	80 %	20 %
P2	régime transitoire			
P3	dépassement	30 %	50 %	50 %
P4	régime transitoire			
P5	dépassement	60 %	20 %	80 %
P6	régime transitoire			

Le bâtiment simulé est conçu tel que, pour une température extérieure de -10°C et 0 % de gain internes, le système de chauffage est à 100 % de sa capacité. Cela mène à un taux de charge de 80 % au début du test où la température est de -4°C et les gains internes à 0 %. Pour chacune des trois périodes de test, deux phases distinctes sont considérées : une première pour évaluer le comportement du régulateur en phase de stabilisation (phénomène transitoire) et une seconde pour le régime établi (état stationnaire). La performance des régulateurs se traduit par deux facteurs : la précision en amplitude et la précision de consigne (Figure 22).

- La précision en amplitude CV caractérise la capacité du régulateur à maintenir un niveau de température autour d'une consigne fixe. CV est l'amplitude maximale de la

température régulée et englobe l'ensemble des périodes de tests en régime stationnaire :

$$CV = \frac{Max_{periods\ 2,4,6}(Tz_{max}) - Min_{periods\ 2,4,6}(Tz_{min})}{2} \quad (19)$$

- La précision de consigne CSV représente la différence maximale entre la moyenne de la température régulée et la consigne T_{set} sur l'ensemble des périodes de test :

$$CSV = Max_{periods\ 2,4,6} \left(\frac{Tz_{max} + Tz_{min}}{2} - T_{mz} \right) \quad (20)$$

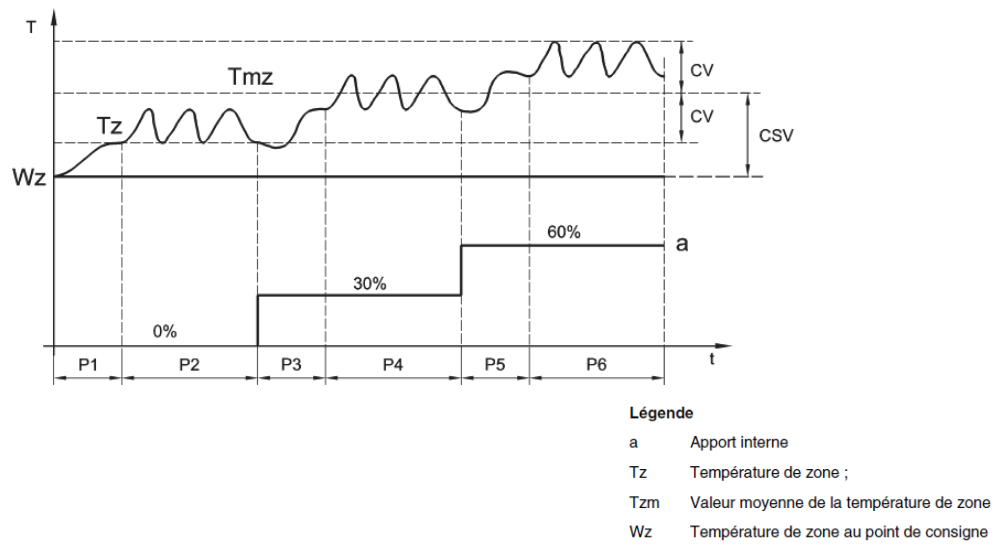


Figure 22 : Représentation des critères de performances CV et CSV d'un régulateur [45].

1.5 Bilan sur les méthodes de comparaisons de régulateurs

Un premier bilan des méthodes de comparaison des performances de régulateurs peut être dressé à l'issue de ce chapitre. Avant de confronter les différentes méthodes, il faut d'abord dresser la liste des critères attendus lors d'un test comparatif de deux régulateurs. Les critères suivants ont été retenus pour leur capacité à produire un test fiable et représentatif des performances des régulateurs :

- Reproductibilité du test.** Ce critère est satisfait si deux tests effectués sur un produit par des personnes différentes à des moments distincts donnent les mêmes résultats. Dans le cas d'un test de régulateur, cela suppose que l'environnement de test est entièrement connu et maîtrisé. Les conditions aux limites du bâtiment doivent être maîtrisées ainsi que l'ensemble des gains internes pour une reproduction du test à l'identique.
- Utilisation d'un générateur réel.** Pour tester la capacité du régulateur à communiquer avec le générateur de chauffage voulu (PAC, chaudière, etc.), l'utilisation d'un

générateur réel est souhaitable dans le test. Dans le cas d'une PAC par exemple, il faut s'assurer que le régulateur testé est compatible avec les dispositifs de sécurité interne de la PAC (dispositif anti courts-cycles, coupure en cas de températures trop basses côté évaporateur, etc.).

- **Test du régulateur physique.** La procédure doit pouvoir permettre de tester le produit fini réel, et non simplement une version simulée du régulateur.
- **Réalité de l'environnement de test.** L'environnement du test (émetteur, bâtiment, météo, occupation, etc.) doit être le plus réaliste possible pour éprouver la robustesse du régulateur. Les performances obtenues à la fin du test doivent être représentative d'un cas réel.
- **Flexibilité de l'environnement.** Le test doit pouvoir mettre en place des environnements différents pour comparer les régulateurs dans diverses configurations. Deux régulateurs pourront ainsi être comparés sur plusieurs types de bâtiments avec différents climats et stratégies de régulation (réduit de nuit, effacement de la période de pointe, consigne fixe, etc.).
- **Comparaison annuelle.** Les performances d'un régulateur ne sont pas forcément constantes tout au long de l'année. Elles peuvent varier selon l'importance des gains solaires ou les besoins du bâtiment. La procédure de test doit donc permettre de comparer les performances de deux régulateurs sur une saison complète de chauffage, de rafraîchissement ou sur une année complète.

Sur la base de ces critères, un bilan des différentes méthodes de comparaison de régulateurs est donné en Tableau 3.

Tableau 3 : Comparaison des méthodes de tests de régulateurs.

	Reproducti- bilité	Générateur réel	Test du régulateur physique	Réalité de l'environne- ment	Flexibilité de l'environne- ment	Comparaison annuelle
Simulation	✓	✗	✗	Incertaine, dépend de la qualité des modèles	✓	✓
Cellule Test	✗	✓	✓	✓	Limitée (changement d'orientation, d'émetteur ...)	Possible mais nécessite un test sur un an
Test In-Situ	✗	✓	✓	✓	✗	Possible mais nécessite un test sur un an
Tests normalisés par émulation	✓	✗	✓	Incertaine, dépend de la qualité des modèles	✓	✗

Les commentaires suivants peuvent être faits sur ces méthodes de comparaison :

- Le test par simulation est une étape indispensable dans le processus de développement d'un régulateur. Il permet d'optimiser le fonctionnement et d'estimer les gains énergétiques potentiels. En revanche, la simulation ne permet pas la comparaison de deux prototypes physiques et n'intègre pas de générateur réel. En outre, le caractère réaliste de l'environnement simulé dépend de la précision et de la validité des modèles ;
- La cellule test est un moyen d'éprouver la robustesse et de vérifier le bon fonctionnement du régulateur dans des conditions proches d'un cas réel. Cependant, elle ne permet pas la comparaison entre deux régulateurs car les conditions aux limites de la cellule ne sont pas maîtrisées, rendant les tests non-reproductibles. La variété de l'environnement est limitée dans le sens où seuls quelques paramètres peuvent être changés (orientation, type d'émetteur, surface vitrée, etc.).
- Le test in-situ constitue un excellent moyen de tester la fiabilité du régulateur dans un cas réel. Le régulateur est confronté à un générateur réel et doit faire face à des données bruitées. Le principal inconvénient est la non maîtrise des variables climatiques et de l'occupation (gains internes) qui rendent le test non reproductible. Comme détaillé au chapitre 1.4.3, les méthodes de comparaison croisée et de normalisation des consommations par les DJU sont imprécises.
- Les tests normalisés par émulation, séduisants par leur simplicité de mise en œuvre et leur rapidité, constituent un bon compromis entre réalité de l'environnement et reproductibilité du test. Cependant, les normes développées ne permettent pas le test de régulateurs innovants comme les régulateurs prédictifs. De plus, les régulateurs sont testés uniquement en termes de respect de la consigne de température ambiante, l'aspect économie d'énergie n'est pas abordé. Enfin, ces méthodes n'utilisent pas de générateur réel dans le test.

A l'heure actuelle, Il n'existe donc pas de procédure de test suffisamment réaliste et reproductible permettant d'obtenir des performances annuelles d'un régulateur innovant. Pourtant, avec le développement récent de nouveaux régulateurs avancés, le besoin de test et de comparaison est grandissant.

1.6 Objectifs et limitations de la thèse

L'objectif principal de la thèse est de développer une méthode de comparaison de régulateurs de température ambiante répondant à des critères de reproductibilité et de réalité de l'environnement de test. Nous avons en effet pu mettre en évidence un manque de méthode

répondant à ces deux critères. Le positionnement de la méthode développée dans cette thèse par rapport aux méthodes existantes apparaît en Figure 23.

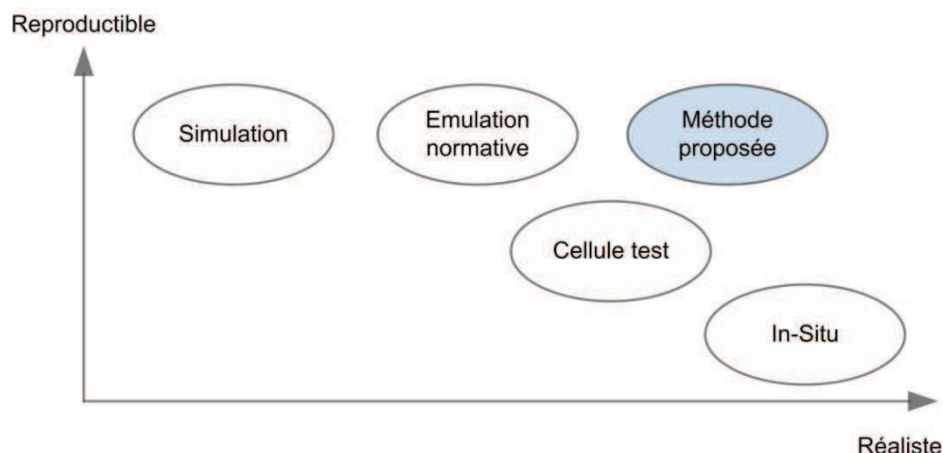


Figure 23 : Positionnement de la méthode proposée par rapport aux méthodes existantes de comparaison de régulateurs.

La méthode proposée se base sur une technique d'émulation utilisant un banc semi-virtuel calibré par des mesures in-situ. La méthode doit permettre d'extrapoler les performances annuelles d'un régulateur en seulement quelques jours de test. Des méthodes d'essais basées sur le principe d'émulation existent pour l'évaluation des performances des systèmes solaires combinés [6] et des pompes à chaleur [5]. L'extension de ce type de méthode aux tests de régulateurs est à priori possible. Les applications envisagées de la méthode sont principalement de deux sortes :

- Test « normalisé » d'un régulateur innovant pour obtenir des performances annuelles.
- Estimation des économies d'énergie que pourrait réaliser un régulateur innovant sur un cas précis d'un bâtiment en fonctionnement. L'environnement de test est dans ce cas identifié par des mesures in-situ pour reproduire le bâtiment étudié.

Pour le développement et la validation de la méthode, la thèse s'intéresse au cas particulier des **pompes à chaleur géothermique à puissance constante**. Un régulateur prédictif adapté à ce type de système pour le résidentiel et le petit tertiaire est développé.

Les régulateurs prédictifs existants ne sont pas adaptés à ce système. En effet, la plupart permettent de réguler la température de sortie de chauffage en fonction des prévisions du régulateur [23, 24]. Verhelst a également développé un régulateur pour les PAC air/eau à puissance variable [30]. Dans le cas des PAC géothermiques à puissance constante, la PAC est directement reliée au plancher chauffant et la température de sortie de chauffage n'est pas un paramètre contrôlable : elle dépend de la température du plancher et des sondes. La seule commande possible de la PAC est un contrôle on/off. La présente thèse s'attachera donc à développer un régulateur pour les systèmes de PAC géothermiques à puissance constante qui

constituent la majorité des installations de PAC géothermiques en France en maison individuelle.

La thèse s’articule donc de la manière suivante :

- Un régulateur prédictif adapté aux PAC géothermiques à puissance constante sera développé ;
- Les gains énergétiques potentiels apportés par le régulateur prédictif seront déterminés par simulation sur différents bâtiments et climats ;
- Une méthode de tests de régulateur adaptée aux PAC géothermiques sera élaborée en quatre phases :
 - Mise en place de mesures in-situ sur une maison individuelle équipée d’un système de PAC géothermique ;
 - Calibration de l’environnement virtuel du test basée sur les mesures in-situ ;
 - Développement de la procédure de test ;
 - Test sur le banc semi-virtuel.

CHAPITRE 2 : DEVELOPPEMENT D'UN REGULATEUR PREDICTIF ADAPTE AUX PAC GEOTHERMIQUES A PUISSANCE CONSTANTE

Ce chapitre traite des développements théoriques du régulateur prédictif. Un aperçu des modèles orientés commande est donné. Des modèles prédictifs neuronaux de rayonnement solaire, température extérieure, bâtiment et système de PAC sont développés. Les qualités de prévision des réseaux de neurones sont systématiquement comparées à un modèle linéaire ARX.

2.1 Fonctionnement du régulateur prédictif développé

Le développement et le test du régulateur prédictif a fait l'objet d'une publication par Salque [46].

2.1.1 Objectifs et limitations

Le champ d'application d'un régulateur prédictif pour le contrôle du climat intérieur d'un bâtiment est vaste. Les systèmes de gestion du bâtiment peuvent avoir différents objectifs :

- Température ambiante ;
- Humidité de l'air ;
- Taux de CO₂ ;
- Consommation énergétique ;
- Niveau d'éclairage, etc.

Pour atteindre ces objectifs, le régulateur peut utiliser différents moyens d'actions pouvant être combinés :

- Gestion du chauffage ou du refroidissement ;
- Gestion de la ventilation (forcée ou naturelle) ;
- Gestion des ouvrants (fenêtres, stores), etc. ;

Pour l'aider dans sa décision, le régulateur prédictif se base sur des modèles représentant tout ou partie du système. Le régulateur prend en compte des paramètres utilisateurs (consigne de température ambiante, prix de l'électricité, etc.) et des mesures (température ambiante, gains internes, météo, etc.).

Cette étude s'intéresse au développement d'un régulateur prédictif adapté aux systèmes de PAC géothermiques à puissance constante pour le résidentiel et le petit tertiaire. Le choix d'un tel système est motivé par le fait qu'aucun régulateur prédictif actuel n'est adapté à ce système particulier. Les objectifs, moyens et paramètres du régulateur proposé apparaissent en Figure 24. Les blocs en bleu concernent la présente étude.

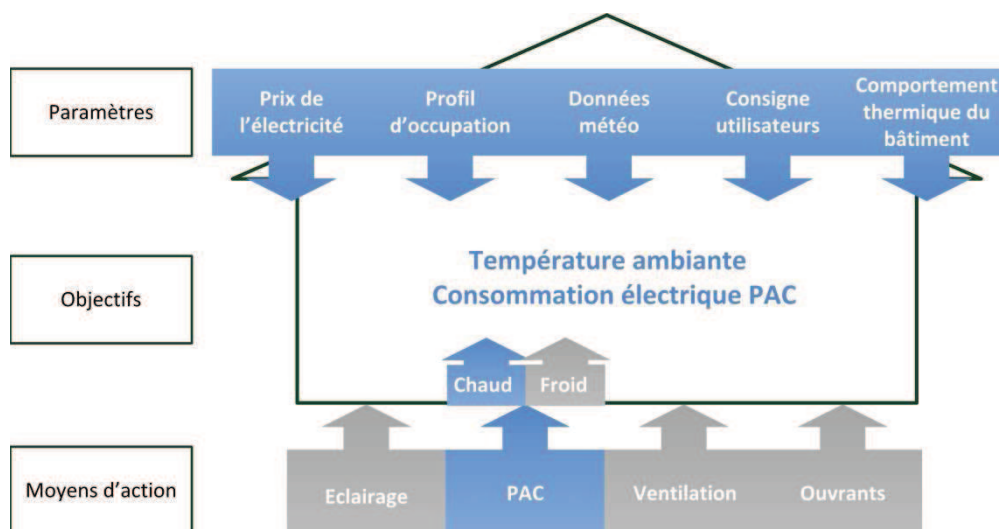


Figure 24: Principaux paramètres, objectifs et moyens d'une régulation prédictive. Le régulateur développé prend en compte les blocs en bleu.

Le contrôleur prédictif doit permettre de minimiser les consommations énergétiques du système tout en assurant un niveau requis de température ambiante. Afin d'anticiper le comportement thermique du bâtiment et les différentes perturbations, le contrôleur est composé de trois modules assurant la prévision à court terme :

- Des données météorologiques (rayonnement solaire et température extérieure) ;
- Du comportement de la PAC (températures et COP) ;
- Du comportement thermique du bâtiment.

A la différence d'un système de chauffage classique de type chaudière, **la puissance délivrée par la PAC ainsi que son rendement dépendent des températures du fluide** circulant dans les sondes géothermiques et dans le plancher chauffant. Des modèles innovants de plancher chauffant et de sondes géothermiques adaptés à la commande prédictive doivent donc être développés.

2.1.2 Structure du régulateur prédictif

La structure finale du régulateur prédictif est ici détaillée. Le régulateur intègre des modèles prédictifs qui seront développés par la suite dans les sections 2.4 à 2.6.

Le régulateur prédictif est composé de 3 modules utilisant des réseaux de neurones pour la prévision des données météo, de la puissance thermique et électrique de la PAC, et de la température ambiante. La structure modulaire du régulateur est illustrée en Figure 25. Le système de PAC géothermique en bas à droite de la figure représente le bâtiment réel où des mesures locales des données météo (I , T_o) et de température ambiante (T_i) sont faites ainsi que des mesures de températures et débits du fluide dans le plancher chauffant (T_f , \dot{m}_f) et dans les sondes géothermiques (T_b , \dot{m}_b).

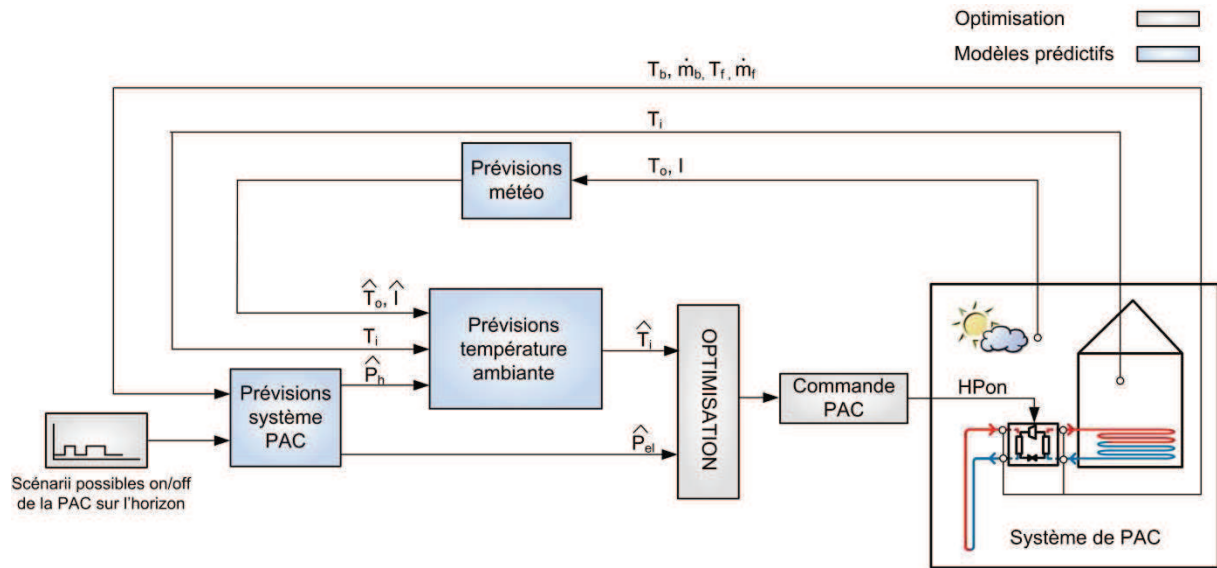


Figure 25: Structure modulaire du régulateur prédictif. Les valeurs prédites sont assignées d'un symbole « $\hat{}$ ».

A partir de ces mesures, les modèles prédictifs effectuent des prévisions sur un horizon de 6 h. Les puissances PAC thermique \hat{P}_h et électrique \hat{P}_{el} sont estimées par le module de prévision du système de PAC. La prévision de la température ambiante \hat{T}_i est estimée à partir des prévisions des données météo et de la puissance thermique de la PAC ainsi que des valeurs actuelles et passées de la température ambiante.

Le bloc optimisation détermine le scénario optimal d'enclenchements et d'arrêts de la PAC sur les 6 prochaines heures. La première commande du scénario optimal est ensuite appliquée à la PAC. Le système de PAC agit en conséquence et la procédure est reproduite au prochain pas de temps (15 minutes) : c'est le principe de l'horizon fuyant. L'horizon fuyant est ce qui permet un retour d'information au régulateur. Ce dernier peut alors réagir à des variations rapides et inattendues de la température ambiante (ouverture d'une fenêtre, augmentation des gains internes, etc.) ou de la consigne.

2.1.3 Non prise en compte du stockage géothermique

Dans le cas d'une installation réversible, c'est-à-dire pouvant produire du chaud et du froid, le sous-sol se comporte comme un stockage thermique soumis à des cycles périodiques de charge et de décharge. Le chauffage d'un bâtiment provoque la décharge du sous-sol. La recharge peut s'effectuer par le refroidissement du bâtiment mais aussi par le recours à d'autres ressources énergétiques comme l'énergie solaire thermique. Sur le long terme, une installation peut puiser trop d'énergie dans le sol, abaissant ainsi la température du fluide dans les sondes et donc le rendement de la PAC.

La question de l'intégration d'une gestion sur le long terme du stockage géothermique dans le régulateur prédictif peut donc se poser. Une étude récente sur le sujet a été menée par Antonov [47]. Ce dernier étudie l'intérêt d'intégrer la gestion long terme du sous-sol dans un régulateur prédictif pour un champ de 17 sondes verticales de 120 m de profondeur servant aux besoins de chaud et de froid d'un bâtiment tertiaire de 3600 m². Une chaudière gaz en appoint est enclenchée lorsque la température du fluide en sortie des sondes atteint 0°C, alors que le groupe froid en appoint est enclenché lorsque la température en sortie des sondes est supérieure à 20°C. Des simulations annuelles ont été effectuées avec deux stratégies :

- Sans prise en compte du stockage saisonnier. Le régulateur prédictif est seulement soumis à des contraintes sur le court terme ;
- Avec prise en compte du stockage saisonnier. Les besoins en froid étant prépondérants, la stratégie vise à faire fonctionner davantage la PAC en hiver pour refroidir le sol afin d'utiliser uniquement le refroidissement passif en été (circulation du fluide dans les sondes).

Les simulations montrent qu'il n'y a dans ce cas aucun intérêt à prendre en compte le stockage géothermique. En effet, seulement la moitié de l'énergie supplémentaire extraite au champ de sondes durant la saison de chauffage est utilisée pour refroidir de manière passive le bâtiment en été. L'autre moitié du froid « stocké » est perdu par dissipation dans le sous-sol. Autrement dit, l'efficacité du stockage géothermique inter-saisonnier est de seulement 50 % avec des propriétés thermiques moyennes du sol. Avec un tel système, l'auteur montre que la stratégie avec prise en compte du stockage saisonnier conduit à une surconsommation énergétique de 29 %. Une contrainte sur le long terme n'est donc pas nécessaire dans le régulateur prédictif dans le cas d'un champ de sonde avec appoint.

Même si le système étudié dans la présente thèse est différent (pas d'appoint, une seule sonde géothermique), le gain énergétique potentiel apporté par la prise en compte du long terme dans la gestion des systèmes de PAC géothermiques paraît faible. De plus, la présente étude ne s'intéresse qu'au cas du chauffage : le stockage inter-saisonnier n'est donc pas pris en compte dans la stratégie du régulateur prédictif développé.

2.1.4 Fonction de coût

L'objectif du régulateur prédictif est de déterminer le scénario optimal on/off de la PAC sur les 6 prochaines heures. Ce scénario optimal est celui qui minimise une fonction de coût J . Plusieurs études ont été faites sur le choix de la fonction de coût dans le domaine de la régulation du bâtiment [36, 48, 49]. Le plus souvent, une fonction quadratique prenant en compte l'écart à la température de consigne et la consommation énergétique est retenue.

Dans le cadre de ce travail, la fonction de coût suivante a été choisie comme un compromis entre confort et consommations électriques :

$$J = \sum_{k=1}^N \alpha^k \left[\delta(k) \cdot \left(\frac{\hat{T}_i(k) - T_{\text{set}}(k)}{\Delta T_{\text{max}}} \right)^2 + \frac{\hat{P}_{\text{el}}(k)}{P_{\text{max}}} \right] \quad (21)$$

$$\text{soumis à } T_{\text{min}} \leq \hat{T}_i(k) \leq T_{\text{max}} \quad (22)$$

Avec :

$\hat{T}_i(k) [^{\circ}\text{C}]$	Température ambiante prédite à l'instant k ;
$T_{\text{set}}(k) [^{\circ}\text{C}]$	Consigne à l'instant k ;
$\hat{P}_{\text{el}}(k) [\text{W}]$	Prévision de la puissance électrique consommée par la PAC à l'instant k ;
$P_{\text{max}} [\text{W}]$	Puissance électrique maximale consommée par la PAC ;
$\Delta T_{\text{max}} [^{\circ}\text{C}]$	Paramètre de confort thermique ;
$\delta(k) [-]$	Indice d'occupation ($\delta(k)=1$ durant les périodes occupées, 0 sinon)
$\alpha [-]$	Facteur de pondération des prévisions ($\alpha = 0.8$ par défaut)

Le paramètre de confort ΔT_{max} peut être ajusté en fonction des priorités de l'utilisateur (respect de la consigne ou économie d'énergie). La valeur par défaut de ΔT_{max} est 0.5°C , ce qui signifie qu'en règle générale le régulateur restera à $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ de la consigne. L'indice $\delta(k)$ permet de réaliser des stratégies de régulation du chauffage par intermittence. Durant les périodes d'inoccupation du bâtiment ($\delta(k)=0$), la condition (22) permet de maintenir la température ambiante entre T_{min} et T_{max} . Le facteur α est une valeur comprise entre 0 et 1 (par défaut, $\alpha = 0.8$) qui permet de donner plus de poids aux prévisions proches dans le temps, généralement plus précises que les prévisions lointaines.

2.1.5 Horizon de prévision

Le choix de l'horizon de prévision dépend du problème traité. Un horizon de prévision étendu est nécessaire lorsque d'importants changements de température ambiante sont requis dans le futur [21]. C'est uniquement le cas durant les périodes d'inoccupation lorsque le préchauffage du bâtiment est utilisé. Durant la période d'occupation, la température ambiante est proche des frontières définies par les contraintes de confort et de grands changements ne sont pas nécessaires. En pratique, il convient de choisir un horizon de prévision équivalent à une constante de temps moyenne du local prenant en compte le mobilier et les premières couches

des éléments massifs. Pour les développements théoriques de la présente étude sur une maison individuelle, l'horizon de prévision est fixé à 6 h comme compromis entre précision et temps de calcul.

2.1.6 Algorithme

Toutes les 15 minutes, le scénario optimal d'enclenchement et d'arrêt de la PAC sur l'horizon de 6 h est déterminé. L'utilisation d'une variable discrète (on/off) pour la commande permet de calculer l'ensemble des scénarii possibles de chauffage et de choisir celui qui minimise la fonction de coût (21) soumis à la contrainte (22). Un exemple de fonctionnement de l'algorithme est illustré en Figure 26. Trois scénarii on/off sont ici représentés : deux cas extrêmes A et C (PAC tout le temps allumée, ou tout le temps éteinte) et un cas intermédiaire B. A chaque scénario on/off envisagé, les modèles prédictifs déterminent la température ambiante et la consommation électrique associée.

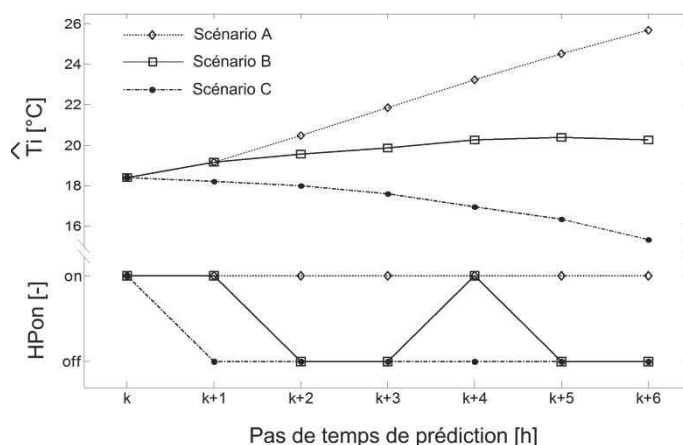


Figure 26: L'algorithme calcule tous les scénarii possibles on/off sur les six prochaines heures et choisit celui qui minimise la fonction de coût.

2.2 Introduction aux modèles orientés commande

2.2.1 Types de modélisation

Le régulateur prédictif se base sur des modèles pour anticiper le futur comportement du système. La littérature propose de nombreux types de modèles adaptés à la régulation prédictive. On distingue généralement trois grands types de modélisation. La modélisation directe de type « boîte blanche » où les paramètres ont un sens physique. Ce type de modélisation nécessite une bonne connaissance à priori du bâtiment et le temps nécessaire à l'élaboration du modèle est important. Une autre modélisation possible de type « boîte noire », nommée modélisation inverse (ou data-based), permet de simuler le bâtiment bien que les paramètres du modèle n'aient aucune signification physique. Enfin, il existe une

modélisation hybride de type « boîte grise » combinant les deux précédentes à des degrés variés. Cette modélisation hybride allie la description des éléments connus du bâtiment à une calibration par des mesures in situ.

Le Tableau 4 présente les avantages et les inconvénients de ces différentes approches de modélisation.

Tableau 4 : Caractéristiques de différents types de modélisation de bâtiment. Adapté de [25].

Type de modèle	Interprétation physique des paramètres	Capacité du modèle à décrire le comportement du système	Temps nécessaire à l'élaboration du modèle
Boîte blanche (connaissance à priori du système)	Bonne	Variable selon la précision du modèle, pas de comportements physiques aberrants possibles.	Important
Boîte grise (modèle physique à paramètres identifiés)	Incertaine	Bonne dans les limites des exemples d'apprentissage, incertaine en dehors.	Moyen
Boîte noire (modèle entièrement basé sur les données)	Impossible	Bonne dans les limites des exemples d'apprentissage, incertaine en dehors.	En principe faible, le choix de la structure du modèle peut créer des difficultés.

Les modèles de type « boîte noire » et « boîte grise » offrent une meilleure description du comportement du système puisqu'ils se basent sur des mesures. Leur temps d'élaboration est également moindre en comparaison avec un modèle physique détaillé. En revanche, ces modèles ne sont valables que dans des conditions d'utilisation proches de celles ayant servi à l'identification. L'interprétation physique des paramètres d'un modèle « boîte grise » dépend de la qualité des mesures et de la pertinence du modèle. Le modèle physique détaillé de type boîte blanche demande un temps considérable à l'élaboration et se heurte parfois à l'absence de données sur les composants du système.

Les conclusions suivantes peuvent être formulées quant au choix du type de modèle orienté commande :

- La modélisation « boîte blanche » n'est pas adaptée à la commande mais plutôt à la simulation où la précision est le principal indice de performance ;
- Les modélisations « boîte grise » et « boîte noire » sont, de par leur simplicité, adaptées à la commande prédictive. Les modèles de type « boîte noire » ont l'avantage d'être généralement moins coûteux en temps d'élaboration et ne nécessitent pas de connaissance à priori du système.

Parmi les modèles « boîte noire », on distingue la représentation d'état, les réseaux de neurones, les modèles ARX, ARMAX, PCA, l'identification de polynômes, etc. Des nouvelles techniques d'intelligence artificielle combinant les réseaux de neurones, la logique floue et les algorithmes génétiques ont également vu le jour dans le domaine du bâtiment.

L'objectif de chapitre n'est pas de fournir un état de l'art détaillé de l'ensemble des modèles existants, mais d'en introduire les grands principes. Les modèles les plus utilisés seront ici présentés. Le lecteur trouvera un état de l'art détaillé en [50] et [51].

2.2.2 Modèles linéaires boîte noire

▪ Structure générale

Un modèle général linéaire entrée/sortie d'un système à une sortie $y(t)$ peut s'écrire de manière synthétique de la façon suivante:

$$A(q)y(t) = \sum_{i=1}^{nu} \frac{B_i(q)}{F_i(q)} u_i(t - nk_i) + \frac{C(q)}{D(q)} e(t) \quad (23)$$

Avec :

$u_i(t)$	$i^{\text{ème}}$ entrée ;
A, B_i, C, D, F_i	polynômes de l'opérateur q ;
nk_i	retards sur les entrées u_i
$e(t)$	bruit ;

La structure générale est entièrement définie par les degrés des polynômes en q et les retards nk_i . Les modèles ARX, ARMAX, OE et BJ sont des cas particuliers de cette structure générale. Le modèle ARX est ici détaillé, les autres modèles constituant des variantes.

▪ Modèle ARX

Le modèle ARX s'écrit de la manière suivante pour un système SISO (une entrée u , une sortie y) :

$$A(q)y(t) = B(q) u(t - nk) + e(t) \quad (24)$$

Il s'agit d'un modèle souvent utilisé pour la représentation du comportement thermique du bâtiment.

Pour mieux comprendre cette équation, il convient de la développer plus en détail :

$$y(t) + A_1 y(t-1) + \dots + A_{na} y(t-na) = B_1 u(t-nk) + \dots + B_{nb} u(t-nk-nb) + e(t) \quad (25)$$

Il s'agit d'une équation linéaire reliant la sortie $y(t)$ à un nombre fini des précédentes sorties $y(t-k)$ et entrées $u(t-k)$. On notera que le bruit $e(t)$ est directement pris en compte. Les paramètres à définir sont les trois entiers na , nb et nk . na correspond au nombre de pôles, $nb-1$ au nombre de zéros et nk au retard du système. Si le système est échantillonné à une période d'échantillonnage T , alors le retard sera de $nk \cdot T$.

▪ Modèle représentation d'état (state space model)

Une représentation d'état permet de modéliser un système dynamique sous forme matricielle en utilisant des variables d'état, représentées par un vecteur x . La connaissance de toutes les variables d'état à un instant t permet de connaître toutes les valeurs du système à un instant $t+dt$ par les relations suivantes :

$$\begin{cases} dx(t)/dt = Ax(t) + Bu(t) + Ke(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + e(t) \end{cases} \quad (26)$$

Avec :

$x(t)$ Vecteur colonne des variables d'état ;

$u(t)$ Vecteur colonne des entrées ;

$y(t)$ Vecteur colonne des sorties ;

A, B, C, D, K Matrices à identifier.

L'ordre d'une représentation d'état correspond au nombre de variables d'état du vecteur x .

2.2.3 Réseaux de neurones

Comme son nom l'indique, un réseau de neurones artificiels (en abrégé ANN, de l'anglais Artificial Neural Networks) est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Un réseau de neurone est un système de traitement d'information, souvent caractérisé par un nombre important d'entrées et une seule sortie. La connaissance est acquise par le réseau à travers un processus d'apprentissage. Les connections entre neurones permettent de stocker l'information.

- Structure d'un neurone

Un réseau d'un seul neurone comprenant plusieurs entrées (u_1, u_2, \dots, u_r) est représenté en Figure 27.

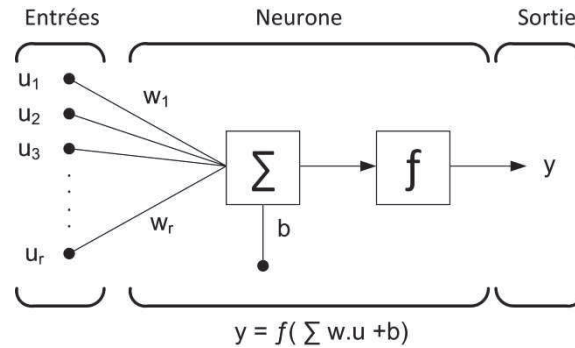


Figure 27 : Structure d'un neurone.

A chaque entrée u_i est associé un facteur w_i , appelé poids. Au résultat de la multiplication des entrées par les poids est ajouté un biais caractéristique du neurone, noté b . Chaque neurone possède également une fonction f qui peut être de différentes sortes (linéaire, tanh, filtre, etc.).

- Structure d'un réseau multi-couche

La plupart du temps, un seul neurone ne suffit pas à stocker suffisamment d'informations. Les tâches complexes peuvent être résolues par plusieurs neurones interconnectés : on parle de réseau multi-couches (Figure 28).

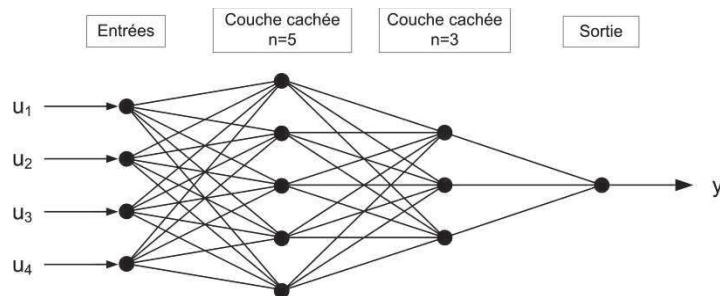


Figure 28: Exemple de réseau de neurones multi-couches avec une couche cachée de 5 neurones et une couche cachée de 3 neurones.

- Procédure d'apprentissage

L'apprentissage d'un réseau de neurones est la procédure par laquelle les poids et les biais sont adaptés afin de minimiser l'erreur entre la sortie et la valeur cible. A chaque itération, les paramètres du réseau sont ajustés pour minimiser l'écart entre les valeurs cibles et la sortie du réseau.

Pour un réseau multi-couches, l'algorithme d'apprentissage le plus connu est la rétro-propagation du gradient. Cet algorithme est toutefois limité par une convergence lente et le

risque de converger vers un minimum local. Pour remédier à ces inconvénients, d'autres algorithmes d'apprentissage ont été développés : méthode de Newton et méthode de Levenberg-Marquart.

2.3 Méthode utilisée de construction et d'entraînement des réseaux de neurones

L'objectif du processus de création et d'entraînement d'un réseau de neurones est d'obtenir un modèle à la fois performant et suffisamment « simple » pour qu'il soit généralisable. On entend par généralisable le fait d'obtenir des prévisions aussi bonnes sur des données différentes de celles ayant servi à l'apprentissage. L'optimisation d'un réseau de neurones est une procédure itérative qui consiste à déterminer la structure, le jeu d'entrée et l'algorithme les plus performants.

2.3.1 Choix de la structure

La structure d'un réseau de neurones est définie par le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche. Les réseaux de neurones peuvent souffrir soit de sous-ajustement, soit de sur-ajustement. Un réseau qui n'est pas suffisamment complexe peut échouer à détecter convenablement le signal dans un jeu de données complexe, menant à un sous-ajustement. Un réseau trop complexe peut ajuster du bruit, et pas seulement le signal, menant à un sur-ajustement (illustré en Figure 29). Le sur-ajustement est spécialement dangereux puisqu'il peut mener à des prévisions en dehors de l'étendue des données d'apprentissage dans beaucoup de types de réseaux de neurones.

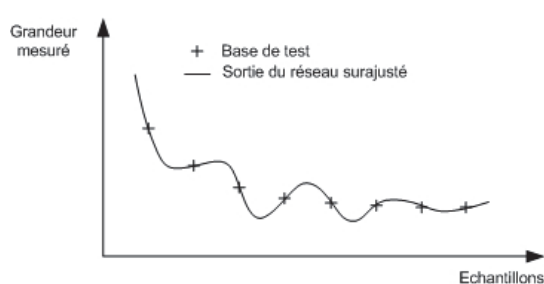


Figure 29 : Illustration du phénomène de surajustement

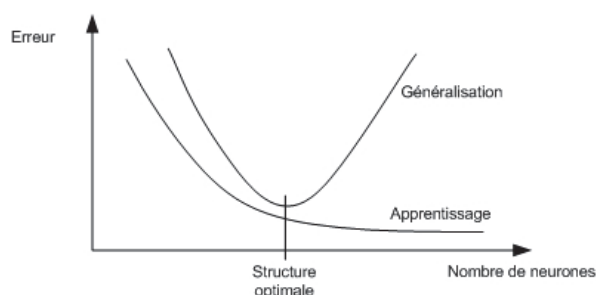


Figure 30 : Détermination de la structure optimale

La Figure 30 illustre l'évolution théorique de l'erreur de prévision en fonction du nombre de neurones du réseau. Plus le réseau est complexe et plus l'erreur est faible sur les données d'apprentissage. En revanche, il existe une configuration optimale lors de la généralisation du réseau sur une base de test. Il s'agit donc de sélectionner le modèle qui minimise l'erreur sur l'ensemble des données du test.

Pour cela, une étude paramétrique sur le nombre de neurones est effectuée. Une seule couche cachée est utilisée. En effet, l'augmentation du nombre de couches n'améliore pas les performances dans les cas rencontrés lors de l'étude. Un exemple de résultats d'étude paramétrique pour la prévision de la température ambiante est donné en Figure 31. La configuration optimale du réseau est celle qui minimise l'erreur sur l'ensemble de test constitué de nouvelles données.

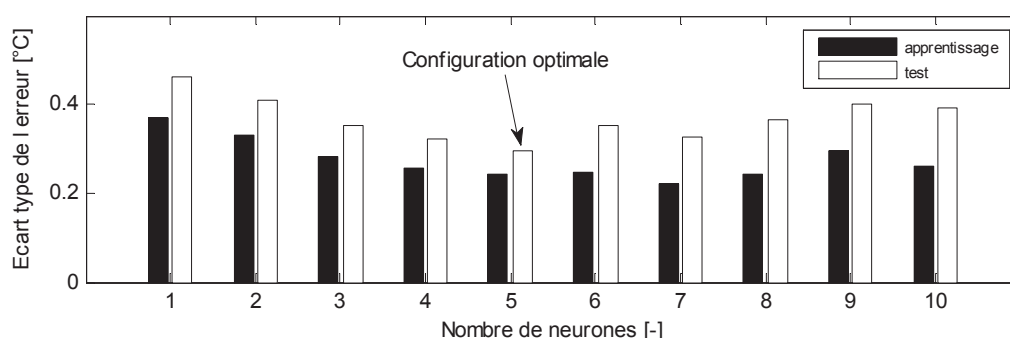


Figure 31 : Ecart type de l'erreur de prévision en fonction du nombre de neurones de la couche cachée.

2.3.2 Choix des entrées

Une étape clef dans la construction d'un modèle performant est la sélection des variables d'entrées. Pour des réseaux de neurones non-linéaires, il n'existe pas d'approche systématique [52], ce qui augmente le risque d'omission de variables importantes. L'approche utilisée pour sélectionner les entrées consiste à tester un grand nombre de combinaisons de variables en entrée et à retenir la plus performante (méthode Trial and Error). Le jeu d'entrées minimisant l'erreur moyenne et l'écart type de prévision est retenu.

Des méthodes statistiques comme le critère d'auto-corrélation et de corrélation croisée permettent d'avoir une indication sur l'importance et le retard d'une variable d'entrée. Ces méthodes d'analyse des résidus permettent de s'assurer que toutes les dynamiques du système ont été prises en compte dans le modèle. Dans le cas contraire, les résidus peuvent apparaître « colorés » dans le sens où ils sont auto-corrélés ou corrélés avec des variables d'entrée.

2.3.3 Algorithme d'apprentissage

L'objectif de l'apprentissage est d'obtenir un réseau de neurones performant et généralisable. Les réseaux sont entraînés avec une version optimisée de l'algorithme de Levenberg-Marquardt, connu pour sa rapidité et sa faculté de convergence. Cet algorithme, disponible sous Matlab avec la boîte à outils « Neural Networks », est réputé pour permettre une bonne généralisation du réseau [53]. La fonction d'activation retenue est la tangente hyperbolique.

La capacité de généralisation est également améliorée par la technique d'arrêt anticipé (Early Stopping). Cette technique se base sur le principe de division des données en trois ensembles : entraînement, validation et test. L'entraînement s'arrête lorsque l'erreur sur les données de validation augmente de manière significative. L'ensemble de test est seulement utilisé pour estimer l'erreur de généralisation : il n'intervient pas durant la procédure d'entraînement. De cette manière, le réseau n'apprend pas « par cœur » mais retient les grandes dynamiques du système afin d'être performant sur des exemples encore jamais rencontrés.

2.4 Développement de modèles prédictifs de données météo

2.4.1 Préviation du rayonnement solaire global horizontal

2.4.1.1 Méthodes de prévision du rayonnement solaire

La prévision du rayonnement solaire est un élément indispensable à la régulation prédictive d'un bâtiment. Il existe différentes méthodes permettant de prévoir le rayonnement solaire :

- Données météorologiques nationales

Le service national de météorologie fournit des prévisions sur le climat pouvant être transformées en information utile à la prévision du rayonnement solaire. Gauthreau [54] montre que le rayonnement solaire incident peut être obtenu à partir de données telles que le type de temps (pluie, neige ou brouillard) ou la couverture nuageuse. Dans le cas de données obtenues par des mesures au sol, la validité des données dépend de la distance à la station météorologique la plus proche. Perez [55] a exploité un an de données provenant de 70 stations dans 6 pays différents. Il montre que l'erreur d'extrapolation spatiale augmente avec la racine carrée de la distance, et vaut 20 % à 50 km. D'autre part, le caractère régional des prévisions fournies par le service national fait perdre la précision d'une mesure locale prenant en compte les masques solaires ou la présence d'un microclimat.

Un autre moyen d'obtenir des données de rayonnement solaire consiste en l'interprétation d'images satellitaires. Cette technique permet d'obtenir des informations dans le monde entier sans être limité par l'absence de station météorologique. L'erreur commise sur le rayonnement solaire global horizontal est de l'ordre de 10 % [56].

- Modèles stochastiques

Afin de prendre en compte le caractère aléatoire du rayonnement solaire, différents auteurs ont établi des modèles stochastiques adaptés à la prévision du rayonnement solaire. Rey [48] développe des modèles stochastiques basé sur 10 années d'ensoleillement, valables pour 22 stations météorologiques en Suisse. Kaplanis [57] définit des modèles basés sur 5 ans

d'ensoleillement permettant de prévoir le rayonnement solaire à partir des 3 premières mesures du jour. L'inconvénient de tels modèles est qu'ils nécessitent une base de données météorologiques importante des années précédentes.

- Réseau de neurones

Plusieurs modèles utilisant les réseaux de neurones pour la prévision du rayonnement solaire ont été proposés. Sfetsos [58] compare des modèles neuronaux prédictifs avec différents algorithmes et jeux d'entrées. Marquez [59] a développé et validé des modèles neuronaux de prévision à moyen terme du rayonnement solaire. Les entrées significatives sont les variables solaires géotemporelles (angle solaire zénithal et angle horaire) ainsi que des variables météorologiques (couverture nuageuse, précipitations, températures maximum et minimum). Enfin, Bauer [25] s'intéresse à la prévision à court terme du rayonnement solaire intégrée à une régulation du bâtiment. Une entrée indiquant l'état du jour (valant 1 le jour et 0 la nuit) est ajoutée et la sortie s'effectue sur la transmittance atmosphérique, rapport entre la valeur du rayonnement et sa valeur maximale. Les auteurs cités s'accordent pour dire que les modèles neuronaux sont plus performants que les modèles linéaires, d'où le choix retenu pour la présente étude.

2.4.1.2 Etablissement d'un modèle neuronal prédictif

Un modèle neuronal de prévision du rayonnement solaire global horizontal doit s'adapter de manière autonome aux données locales d'ensoleillement fournies soit par satellite, soit par un appareil de mesure local. Les données météorologiques disponibles sont la température extérieure et le rayonnement solaire. Les autres perturbations (vent, taux d'humidité ...) ne sont pas intégrées dans les modèles puisqu'elles ne font pas l'objet d'une mesure sur site réel.

Les données météorologiques de la ville de Nice fournies par Meteonorm servent à l'apprentissage et au test des différents modèles de prévision sur un horizon de 6 h. Les mois de janvier et février sont utilisées pour l'apprentissage, le mois de mars sert à l'évaluation des modèles. La sortie des modèles est la transmittance atmosphérique $\tau(k)$ (Figure 32 et Figure 33), rapport entre la valeur mesurée du rayonnement $I(k)$ et sa valeur potentielle maximale $I_{\max}(k)$:

$$\tau(k) = I(k) / I_{\max}(k) \quad (27)$$

Le rayonnement est ensuite calculé en multipliant la transmittance par la valeur maximale du rayonnement. Le fait de choisir la transmittance comme sortie permet d'obtenir des modèles plus robustes : le rayonnement diurne est borné au rayonnement maximal et le rayonnement nocturne est nul quelle que soit la valeur prédite de la transmittance.

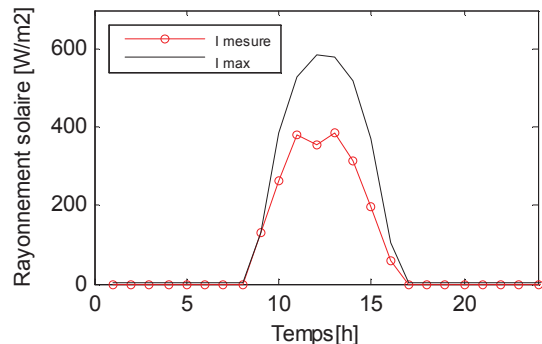


Figure 32 : Rayonnement solaire global horizontal maximal $I_{\max}(k)$ et mesuré $I(k)$ - 5 janvier, Nice.

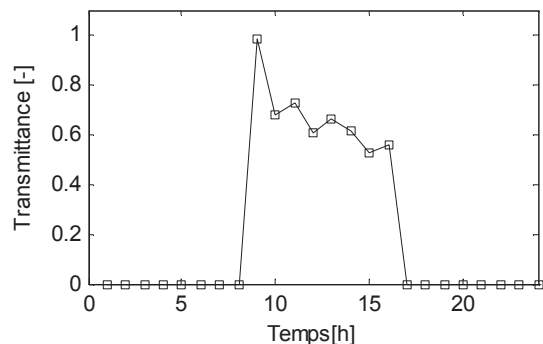


Figure 33 : Valeurs de la transmittance atmosphérique $\tau(k)$ - 5 janvier, Nice.

▪ Entrées des modèles

Parmi les entrées utilisées par les auteurs cités plus haut, le choix a été fait de retenir les variables disponibles pour notre application et d'agréger, autant que possible, plusieurs entrées en une seule plus riche en information. Les variables d'entrée retenues pour l'étude sont les suivantes :

- $I_{\max}(k)$ correspond au rayonnement solaire global maximal pouvant être reçu à l'instant k et à un endroit donné. Le calcul de I_{\max} dépend de la longitude, de la latitude et l'altitude du lieu où s'effectue la prévision [60]. Il s'agit d'une donnée déterministe importante dans la prévision du rayonnement solaire qui peut être calculée en amont.
- $\Delta T_{\max 6}(k)$, $\Delta T_{\max 12}(k)$ et $\Delta T_{\max 24}(k)$ représentent la variation maximale de la température extérieure sur les 6, 12 et 24 dernières heures. Cette donnée permet d'avoir une indication sur la couverture nuageuse, et ce même de nuit. Ainsi, une forte variation de la température extérieure durant les dernières heures est synonyme de ciel clair, et inversement.
- $\delta_{\text{jour}}(k)$ est un indicateur de l'état de jour ou de nuit à l'instant k . Il vaut 1 durant le jour et 0 durant la nuit.
- $\tau_{24}(k)$ est la transmittance atmosphérique, rapport entre le rayonnement perçu et le rayonnement potentiel maximal, 24 heures avant la prévision. Cette entrée donne une information sur la couverture nuageuse du jour précédent.
- $\tau(k-1)$ et $\tau(k-2)$ correspondent aux transmittances atmosphériques aux instants $k-1$ et $k-2$.

Le Tableau 5 montre les entrées utilisées par les différents modèles pour la prévision du rayonnement solaire global horizontal. Les réseaux de neurones (ANN) possèdent une couche cachée dont le nombre de neurones varie selon le modèle (entre 4 et 6). A titre de comparaison, un modèle ARX est également testé en prévision.

Tableau 5 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision du rayonnement solaire global horizontal.

Entrées des modèles	ANN1	ANN2	ANN3	ANN4	ANN5	ANN6	ARX
$I_{\max}(k+i)$	X	X	X	X	X	X	X
$\tau_{24}(k+i)$	X	X	X	X	X	X	X
$\delta_{\text{jour}}(k-1+i)$		X	X	X	X	X	X
$\delta_{\text{jour}}(k+i)$			X	X	X	X	X
$\Delta T_{\text{omax24}}(k)$				X			
$\Delta T_{\text{omax12}}(k)$					X		X
$\Delta T_{\text{omax6}}(k)$						X	
$\tau(k-1)$	X	X	X	X	X	X	X
$\tau(k-2)$	X	X	X	X	X	X	X

Comparaison des résultats

Le Tableau 6 fait apparaître les résultats de prévision des différents modèles sur un horizon de prévision de 1 à 6 h. La moyenne \bar{m} ainsi que l'écart type σ de l'erreur servent de critère de comparaison.

Tableau 6 : Erreurs de prévision en $[W/m^2]$ du rayonnement solaire global horizontal sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \bar{m} et l'écart-type σ .

Horizon	1 h		2 h		3 h		4 h		5 h		6 h	
Err. $[W/m^2]$	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
ANN1	-0.1	58.5	2.0	77.7	2.0	88.8	1.8	96.1	1.7	102.6	1.9	107.3
ANN2	0.8	59.0	-1.6	78.3	-2.6	89.6	-3.7	95.1	-4.5	99.2	-4.9	101.0
ANN3	3.2	53.8	2.4	70.2	5.4	82.4	6.1	90.7	4.2	95.9	5.9	98.2
ANN4	0.1	56.9	-5.6	71.3	-6.3	82.2	-1.9	86.8	-8.2	91.7	-2.5	94.1
ANN5	0.4	55.4	0.0	69.9	0.6	78.4	2.1	81.0	2.6	81.8	3.8	82.2
ANN6	-2.0	53.8	-4.1	70.6	-6.6	82.4	-0.7	83.5	-4.7	85.9	-8.8	88.6
ARX	2.5	61.2	4.8	80.3	-2.8	85.4	5.2	96.4	4.1	98.2	8.3	102.4

Les remarques suivantes peuvent être faites concernant ces résultats :

- La prise en compte de l'indicateur de l'état de jour à l'instant k par le modèle ANN2 permet d'améliorer la prévision à long terme ($\sigma_{\text{ANN1}} = 107.3 \text{ W/m}^2$ et $\sigma_{\text{ANN2}} = 101.0 \text{ W/m}^2$ à 6 h).
- Le modèle ANN3, combinant les entrées de l'état de jour à l'instant k et $k+1$, se révèle plus performant sur le court terme ($\sigma_{\text{ANN1}} = 58.5 \text{ W/m}^2$ et $\sigma_{\text{ANN3}} = 53.8 \text{ W/m}^2$ à 1 h) comme sur le long terme ($\sigma_{\text{ANN1}} = 107.3 \text{ W/m}^2$ et $\sigma_{\text{ANN3}} = 98.2 \text{ W/m}^2$ à 6 h). Ces indicateurs de l'état de jour permettent aux modèles de mieux gérer les transitions jour/nuit.
- Les modèles ANN4, ANN5 et ANN6 intègrent la différence de température extérieure maximale sur les 6, 12 et 24 dernières heures passées. Dans les trois cas, les modèles

donnent des prévisions plus précises que le modèle ANN3 à partir de 3 h d'horizon. Le modèle ANN5 se basant sur la différence de température maximale des 12 dernières heures donne les meilleurs résultats à 6 h ($\sigma_{\text{ANN5}} = 82.2 \text{ W/m}^2$).

- Le modèle ARX, ayant les mêmes entrées que le modèle ANN5, donne des résultats de prévision bien inférieurs aux modèles neuronaux.

Les prévisions à 1 h et 6 h du modèle ANN5 sur trois jours représentatifs du mois de Mars apparaissent en Figure 34. On observe le passage d'une journée nuageuse (9 Mars) à deux journées ensoleillées (10 et 11 Mars). La prévision à 6 h du modèle accuse un retard important dans les premières heures de la deuxième journée, le réseau ne disposant pas encore d'information lui indiquant un changement de couverture nuageuse. Ce retard est amoindri lors de la troisième journée où le réseau anticipe une journée ensoleillée en se basant sur la journée précédente et sur la variation de température extérieure durant la nuit.

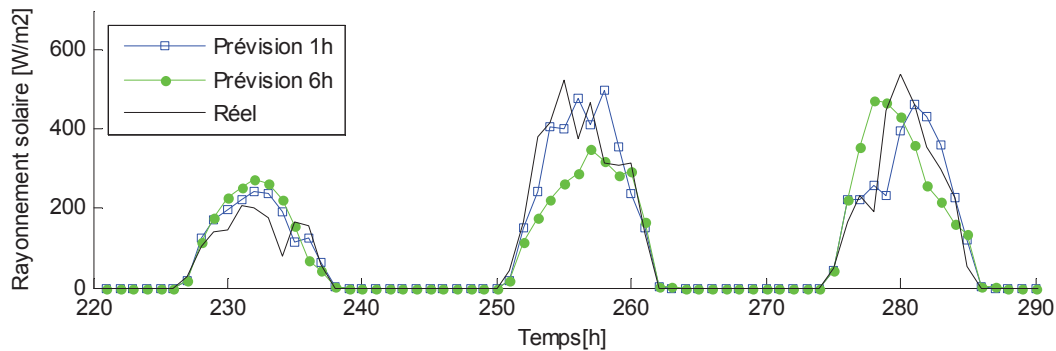


Figure 34 : Prévisions du rayonnement solaire sur un horizon de 1 h et 6 h. Modèle ANN5 - Journées du 9, 10 et 11 Mars - Nice.

2.4.1.3 Evaluation du modèle sur d'autres climats

Le modèle ANN5 est testé sur d'autres données météorologiques afin de s'assurer de la validité du modèle sur d'autres climats. Les résultats de prévision répertoriés dans le Tableau 7 montrent que la qualité de prévision n'est pas dépendante du climat avec des différences minimales de l'écart-type de l'erreur pour les 4 villes. Par rapport au cas test de Nice, les erreurs de prévisions à 6 h sont équivalentes.

Tableau 7 : Erreurs de prévision en $[W/m^2]$ du rayonnement solaire global horizontal sur un horizon de 1 à 6 h pour quatre climats différents. La moyenne de l'erreur est notée \bar{m} et l'écart-type σ .

Horizon	1 h		2 h		3 h		4 h		5 h		6 h	
Err. $[W/m^2]$	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
Nancy	1,3	58,3	0,1	71,0	-2,6	77,4	-4,7	80,2	-5,9	81,5	-6,2	82,1
Trappes	0,3	53,9	2,2	66,4	3,5	69,4	4,2	71,5	4,6	72,1	5,5	73,6
La Rochelle	0,4	53,6	1,2	67,1	0,6	73,0	0,1	74,8	0,3	75,8	1,2	76,6
Lyon	-0,9	56,9	-2,2	71,3	-4,2	77,2	-5,6	79,3	-6,0	80,0	-5,3	79,7

2.4.2 Prévision de la température extérieure

2.4.2.1 Modèles de prévision de la température extérieure

La température extérieure est une autre donnée climatique importante dans l'évolution du climat intérieur. Il existe différents moyens permettant de prévoir la température extérieure :

- Données météorologiques nationales

Il est possible d'obtenir des prévisions de la température extérieure à partir de services météorologiques nationaux. Malgré l'absence de prise en compte de microclimats locaux, ces données sont suffisamment précises pour servir à la prévision de la température ambiante. Cependant, par soucis d'homogénéité et d'autonomie, un modèle auto-adaptatif local sera préféré.

- Modèles de prévisions

La prévision de la température extérieure est utilisée dans la modélisation du rayonnement solaire diffus [61], la prévision de la température ambiante [62], la prévision de la consommation de bâtiments solaires passifs [63] ou la prévision des besoins de rafraîchissement [64].

L'utilisation de réseaux de neurones [25, 65-67] ou de variantes basées sur les réseaux de neurones [68-70] est privilégiée comme méthode de prévision de la température extérieure dans de nombreuses applications. Les variables d'entrées généralement utilisées sont les températures extrêmes du jour précédent, les deux dernières valeurs horaires de la température, l'heure du jour et le rayonnement solaire global.

2.4.2.2 Etablissement d'un modèle neuronal prédictif

L'objectif est ici de développer un modèle neuronal permettant de prévoir la température extérieure sur les 6 prochaines heures. Le modèle doit s'adapter de manière autonome aux données de température extérieure fournies par un appareil de mesure local. Les données météorologiques de la ville de Nice fournies par Meteonorm servent à l'apprentissage et au test des différents modèles de prévision sur un horizon de 6 h. Les mois de janvier et février sont utilisés pour l'apprentissage et le mois de mars sert à l'évaluation des modèles. Les entrées utilisées pour l'élaboration des modèles sont les suivantes :

- $I_{\max}(k)$, $I(k-1)$ et $\overline{I_{24}(k)}$ sont les variables correspondantes au rayonnement solaire global horizontal. Elles représentent respectivement la valeur maximale potentielle du

rayonnement, le rayonnement reçu à l'instant précédent et la moyenne du rayonnement reçu sur les dernières 24 heures.

- $\delta_{\text{jour}}(k)$ est un indicateur de l'état de jour ou de nuit à l'instant k . Il vaut 1 durant le jour et 0 durant la nuit.
- $T_{\text{min}24}(k)$ et $T_{\text{max}24}(k)$ sont les températures minimale et maximale du jour précédent.
- $\overline{To_{24}(k)}$ est la moyenne de la température extérieure sur les dernières 24 h.
- $HS(k)$ représente l'heure solaire à l'instant k .
- $T_o(k-1)$ et $T_o(k-2)$ sont les deux valeurs précédentes de la température.

Le Tableau 5 montre les entrées utilisées par les différents modèles pour la prévision de la température extérieure. La logique d'entraînement des réseaux est identique à celle utilisée pour la prévision du rayonnement solaire.

Tableau 8 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision de la température extérieure T_o .

Entrées des modèles	ANN1	ANN2	ANN3	ANN4	ANN5	ANN6	ANN7	ARX
$I_{\text{max}}(k+i)$			X	X	X	X	X	X
$I(k-1)$				X				
$\overline{I_{24}(k)}$					X			
$\overline{To_{24}(k)}$						X	X	X
$T_{\text{min}24}(k)$	X	X	X	X	X	X	X	X
$T_{\text{max}24}(k)$	X	X	X	X	X	X	X	X
$HS(k+i)$							X	
$T_o(k-1)$	X	X	X	X	X	X	X	X
$T_o(k-2)$		X	X	X	X	X	X	X

Comparaison des résultats

Le Tableau 6 fait apparaitre les résultats de prévision des différents modèles sur un horizon de prévision de 1 à 6 h. La moyenne \overline{m} ainsi que l'écart type σ de l'erreur servent de critère de comparaison.

Tableau 9 : Erreurs de prévision en $[\text{°C}]$ de la température extérieure sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \overline{m} et l'écart type σ .

Horizon	1 h		2 h		3 h		4 h		5 h		6 h	
Erreur $[\text{°C}]$	\overline{m}	σ	\overline{m}	σ	\overline{m}	σ	\overline{m}	σ	\overline{m}	σ	\overline{m}	σ
ANN1	-0,04	0,76	-0,07	1,44	-0,10	2,06	-0,13	2,60	-0,15	3,07	-0,18	3,47
ANN2	-0,04	0,25	-0,07	0,89	-0,12	1,59	-0,16	2,13	-0,25	2,43	-0,37	2,58
ANN3	0,00	0,23	0,04	0,68	0,06	1,04	0,03	1,26	-0,04	1,40	-0,11	1,51
ANN4	0,01	0,20	0,07	0,72	0,19	1,12	0,40	1,85	0,66	2,02	0,95	2,55
ANN5	0,04	0,26	0,10	0,87	0,13	1,33	0,15	1,62	0,15	1,78	0,15	1,87
ANN6	0,02	0,20	0,05	0,67	0,08	1,07	0,11	1,29	0,13	1,37	0,16	1,48
ANN7	0,01	0,21	-0,03	0,76	-0,11	1,35	-0,16	1,63	-0,26	1,79	-0,22	1,83
ARX	0,06	0,31	0,15	0,84	0,17	1,31	0,30	1,74	0,41	1,85	0,50	1,97

Les remarques suivantes peuvent être faites concernant ces résultats :

- L'ajout de la valeur maximale potentielle du rayonnement solaire $I_{\max}(k)$ dans le modèle ANN3 permet une nette amélioration de la qualité de prévision ($\sigma_{\text{ANN3}} = 1,51$ [°C] à 6 h). La variable I_{\max} contient en réalité un nombre important d'informations utiles à la prévision (périodicité journalière de la température, l'évolution du temps solaire, l'indication de l'état de jour/nuit et l'évolution saisonnière).
- Les modèles ANN4 et ANN5 intégrant d'autres variables du rayonnement solaire ne permettent pas d'améliorer la prévision sur le long terme.
- Le modèle ANN6 est le plus performant avec la prise en compte de la température moyenne sur les dernières 24 heures ($\sigma_{\text{ANN6}} = 1,48$ [°C] à 6 h).
- La qualité de prévision du modèle ARX est inférieure à celle des modèles neuronaux.

Les prévisions à 6 h du modèle ANN6 durant le mois de mars sont représentées en Figure 35.

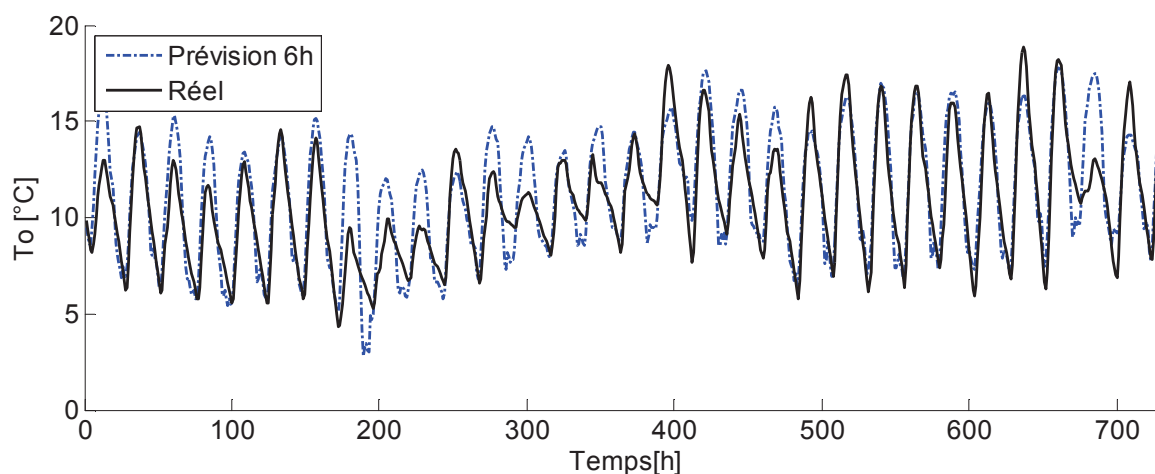


Figure 35: Prévisions du modèle ANN6 de la température extérieure sur un horizon de 6 h. Mois de Mars- Nice.

2.4.2.3 Evaluation du modèle sur d'autres climats

Le modèle ANN6 est testé sur d'autres données météorologiques afin de s'assurer de la validité du modèle sur d'autres climats. Le *Tableau 10* regroupe les résultats de prévision sur quatre villes en France. Contrairement à la prévision du rayonnement solaire, les écarts de performances de prévision de la température sont plus importants selon le lieu, mais restent acceptables.

Tableau 10 : Erreurs de prévision en $^{\circ}\text{C}$ de la température extérieure sur un horizon de 1 à 6 h pour quatre climats différents. La moyenne de l'erreur est notée \bar{m} et l'écart-type σ .

Horizon	1 h		2 h		3 h		4 h		5 h		6 h	
Erreur $[\text{W}/\text{m}^2]$	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
Nancy	0,00	0,34	0,01	0,97	0,00	1,47	-0,03	1,75	-0,07	1,90	-0,12	1,99
Trappes	0,02	0,26	0,04	0,87	0,04	1,35	0,00	1,64	-0,08	1,80	-0,18	1,89
La Rochelle	0,01	0,20	0,02	0,63	0,02	0,94	0,01	1,13	-0,03	1,22	-0,08	1,27
Lyon	0,02	0,31	0,07	0,95	0,10	1,52	0,11	1,90	0,08	2,01	0,11	2,11

2.5 Modèles prédictifs du système global de PAC

Cette partie s'intéresse au développement de modèles permettant la prévision à court terme de la puissance fournie par la PAC ainsi que de son COP. Pour cela, des modèles prévisionnels des températures du fluide circulant dans le plancher chauffant et dans les sondes géothermiques sont établis et couplés à un modèle statique de PAC. L'étude est menée sur des données simulées obtenues sous Matlab/Simulink.

2.5.1 Présentation du système simulé

Afin d'obtenir des données pour l'élaboration des modèles prédictifs, l'environnement complet d'un système de chauffage par plancher chauffant est simulé. L'ensemble du modèle est basé sur l'environnement Matlab/Simulink [71] et utilise la boîte à outil SIMBAD [72]. Le chauffage est réalisé par une pompe à chaleur géothermique.

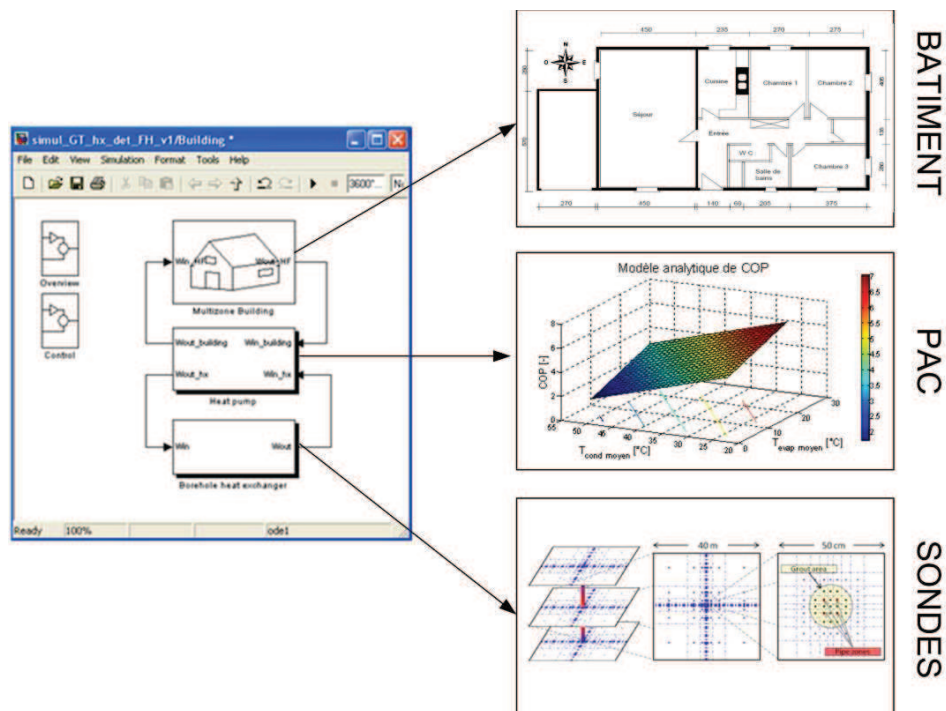


Figure 36 : Implémentation sous Simulink du système complet de PAC géothermique

▪ Le modèle de bâtiment

Le bâtiment est un modèle monozone de 100 m² conçu selon le type Mozart. Il est développé sous Matlab/Simulink et utilise la boîte à outils Simbad. La consigne de température ambiante est fixée à 20°C. Les scénarios d'occupation et d'équipements (éclairage, autres équipements...) sont choisis selon le profil classique d'une famille de 4 personnes. Le bâtiment intègre un modèle de plancher chauffant 2D en différences finies développé par Salque [73]. Les transferts de chaleur au sein de la dalle sont supposés purement conductifs et les effets d'humidité ne sont pas pris en compte. Le maillage du plancher chauffant est généré automatiquement en fonction du diamètre extérieur du tube (Figure 37). Un modèle de tube est connecté au plancher chauffant et assure le transfert de chaleur du fluide vers le plancher (Figure 38).

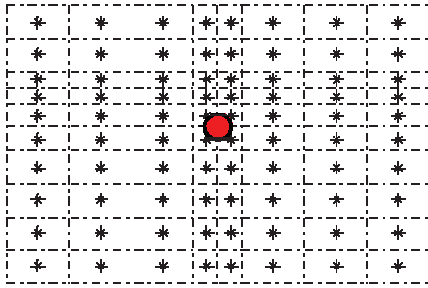


Figure 37 : Exemple de maillage sur une rangée de tubes – Vue en coupe.

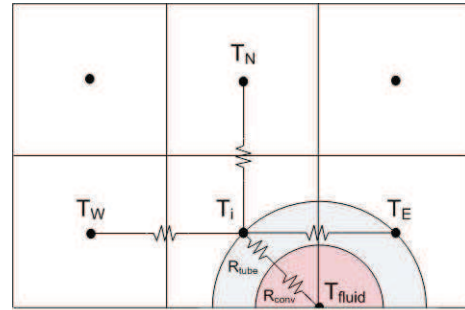


Figure 38 : Schéma résistif du couplage entre modèle de plancher chauffant et modèle de tube

• Le modèle de PAC

La PAC fonctionne en tout ou rien en fonction de la température ambiante. Le COP de la PAC est défini par une matrice obtenue lors des tests expérimentaux d'une PAC réelle [74]. Cette matrice dépend des températures moyennes côté condenseur et côté évaporateur. Les températures de sortie condenseur et évaporateur sont ensuite calculées de la manière suivante :

$$T_{\text{cond,out}} = T_{\text{cond,in}} + \frac{P_{\text{comp}}(T_{\text{cond}}) \cdot \text{COP}(T_{\text{evap}}, T_{\text{cond}})}{\dot{m}_{\text{fl}} \cdot \text{cp}_{\text{fl}}} \quad (28)$$

$$T_{\text{evap,out}} = T_{\text{evap,in}} - \frac{P_{\text{comp}}(T_{\text{cond}}) \cdot [\text{COP}(T_{\text{evap}}, T_{\text{cond}}) - 1]}{\dot{m}_{\text{fl}} \cdot \text{cp}_{\text{fl}}} \quad (29)$$

Avec :

T_{evap} [°C] température moyenne côté évaporateur ;

T_{cond} [°C] température moyenne côté condenseur ;

\dot{m}_{fl} [kg.s⁻¹] débit massique du fluide ;

cp_{fl} [J.K⁻¹.kg⁻¹] capacité thermique du fluide.

- Le modèle de sondes

Le modèle de sondes est un modèle 3D en différences finies développé par Partenay [5]. Il consiste en un maillage 3D du sol couplé à un modèle de tube. La modélisation en simple ou double-U est possible. Le problème de conduction de la chaleur dans le sol est résolu par une formulation en équation d'état. Les infiltrations d'eau ne sont pas intégrées dans le modèle, seule la conduction est prise en compte.

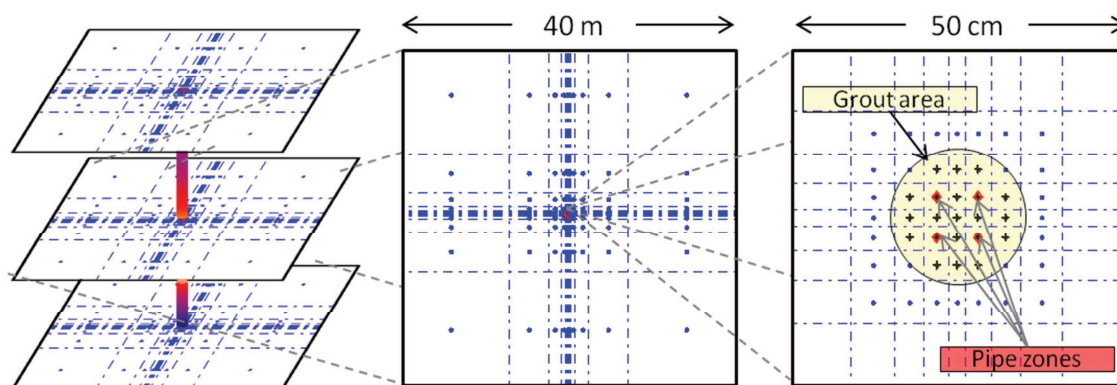


Figure 39: Aperçu de la géométrie du modèle de sondes.

Selon la direction verticale, le sol peut être découpé en plusieurs couches ayant chacune des propriétés thermiques différentes. Le système est entièrement dynamique pour prendre en compte les phases de démarrage. Le modèle a été validé par comparaison à des tests de réponse thermique expérimentaux effectués sur la plateforme géothermique du CSTB.

2.5.2 Modèle prédictif de plancher chauffant

Les données issues de la simulation du système complet sous Simulink sont utilisées pour l'apprentissage des différents modèles. Le modèle doit permettre d'effectuer une prévision des températures d'entrée et de sortie du fluide dans le plancher chauffant sur un horizon de 6 h. Les données sont divisées en trois séquences : le mois de janvier sert à l'apprentissage, février à la validation et mars au test. Le temps d'échantillonnage est d'une heure. Les sorties du modèle sont rebouclés en entrées après avoir été normalisées dans l'intervalle $[-1 ; 1]$ (Figure 40).

Les variables d'entrées disponibles sont les températures d'entrée et de sortie du fluide ($T_{f,i}$ et $T_{f,o}$), le débit du fluide (\dot{m}_f), la température de l'air ambiant (T_i) et la commande de la PAC (HPon). Les différentes températures aux limites du plancher (sol, murs environnants et surface) étant difficilement mesurables dans une installation réelle, elles ne sont pas prises en compte dans cette étude. Le débit \dot{m}_f et la commande de la PAC sont des variables connues sur l'horizon de prévision.

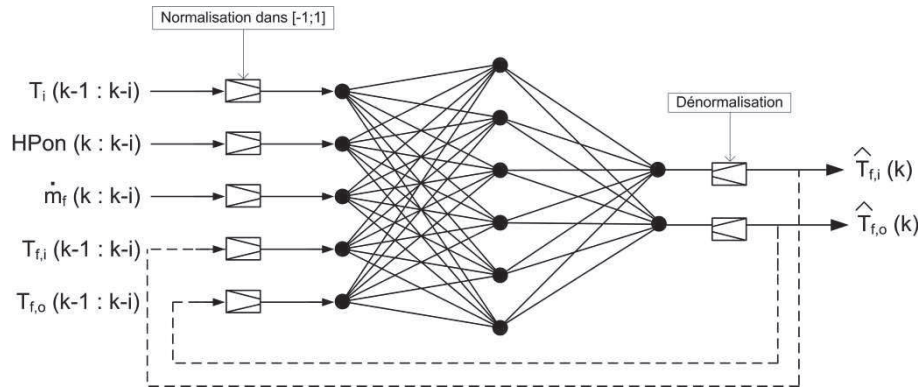


Figure 40 : Structure du réseau de neurones appliqué au plancher chauffant. Pour une prévision à plusieurs pas de temps, les sorties sont rebouclées en entrée.

Le Tableau 11 montre les entrées utilisées par les différents modèles pour la prévision des températures d'entrée et de sortie du plancher chauffant. Les réseaux de neurones (ANN) possèdent une couche cachée dont le nombre de neurones varie selon le modèle (entre 6 et 8). A titre de comparaison, un modèle ARX est également utilisé pour la prévision.

Tableau 11 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision des températures d'entrées et de sortie du plancher chauffant.

Entrées des modèles	ANN1	ANN2	ANN3	ANN4	ARX
$T_{f,i}(k-1)$	X	X	X	X	X
$T_{f,i}(k-2)$			X	X	X
$T_{f,o}(k-1)$	X	X	X	X	X
$T_{f,o}(k-2)$			X	X	X
$T_i(k-1)$				X	
$HP_{on}(k+i)$	X	X	X	X	X
$\dot{m}_f(k+i)$	X	X	X	X	X
$\dot{m}_f(k-1+i)$		X			

Comparaison des résultats

Le Tableau 6 fait apparaître les résultats de prévision des différents modèles sur un horizon de prévision de 1 à 6 h. L'erreur calculée est l'erreur moyenne sur la température d'entrée et la température de sortie. La moyenne \bar{m} ainsi que l'écart type σ de l'erreur servent de critère de comparaison.

Tableau 12 : Erreurs de prévision en $^{\circ}C$ des températures d'entrée et de sortie du plancher chauffant sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \bar{m} et l'écart-type σ .

Horizon	1 h		2 h		3 h		4 h		5 h		6 h	
Erreur $^{\circ}C$	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
ANN1	-0,02	0,26	-0,04	0,32	-0,05	0,37	-0,06	0,42	-0,08	0,46	-0,08	0,49
ANN2	-0,02	0,26	-0,07	0,35	-0,06	0,39	-0,10	0,44	-0,09	0,48	-0,13	0,51
ANN3	0,00	0,23	-0,03	0,29	-0,06	0,35	-0,09	0,40	-0,10	0,45	-0,11	0,50
ANN4	-0,02	0,18	-0,01	0,51	0,06	1,60	0,15	2,23	0,41	2,42	0,60	2,58
ARX	0,09	0,37	0,15	0,43	0,15	0,47	0,16	0,52	0,16	0,54	0,16	0,59

Les remarques suivantes peuvent être faites concernant ces résultats :

- Les modèles ANN1, ANN2 et ANN3 donnent des résultats comparables. La prise en compte d'un plus grand nombre d'entrées passées ne permet pas d'améliorer la performance.
- Le modèle ANN4 intégrant la valeur passée de la température ambiante donne de meilleurs résultats sur la prévision à 1 h ($\sigma_{ANN1} = 0,26$ [°C] et $\sigma_{ANN4} = 0,18$ [°C] à 1 h). Cependant, comme la valeur de la température ambiante n'est pas connue sur l'horizon de prévision, l'erreur est importante pour des prévisions supérieures à 2 h. Le modèle utilise en effet la valeur de la température ambiante à l'instant k pour les prévisions aux instants $k+i$, ce qui altère les performances de prévision à long terme.
- La qualité de prévision du modèle ARX est inférieure à celle des modèles neuronaux.

Le modèle ANN1 sera donc retenu pour sa simplicité et ses bonnes performances à court terme comme à long terme. Les prévisions à 6 h du modèle ANN1 durant un cycle de fonctionnement de la PAC sont représentées en *Figure 41*.

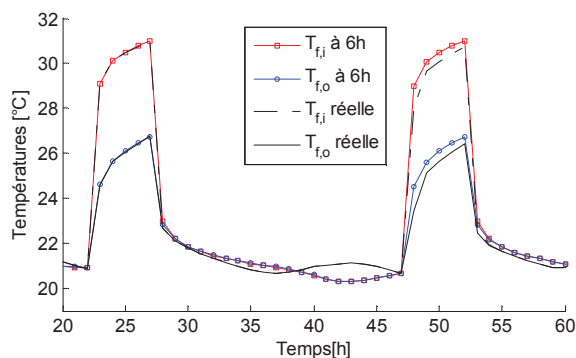


Figure 41 : Prévisions à 6 h du modèle ANN1 des températures entrée et sortie du plancher chauffant.

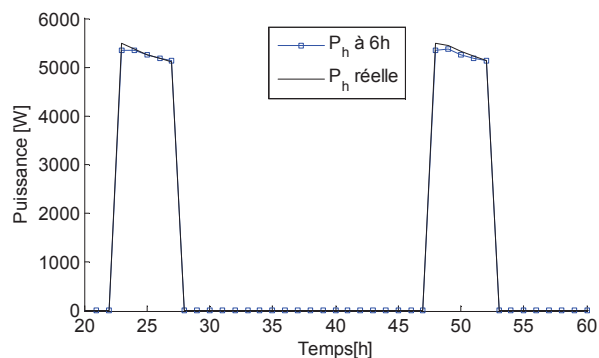


Figure 42 : Comparaison de la puissance estimée à 6 h et de la puissance réelle.

La puissance délivrée estimée à 6 h apparaît en *Figure 42*. Le modèle permet une très bonne prévision avec un écart type de l'erreur sur la puissance délivrée de 46 W. L'énergie réelle délivrée au plancher chauffant sur le mois de mars est de 945 kWh, contre 927 kWh pour l'énergie estimée à 6 h, soit une erreur relative de 2 %.

2.5.3 Modèle prédictif de sondes géothermiques

La procédure d'entraînement et de validation des modèles prédictifs de sondes géothermique est identique à celle utilisée pour le plancher chauffant. Les variables d'entrées utilisées sont les températures d'entrée et de sortie du fluide ($T_{b,i}$ et $T_{b,o}$), le débit du fluide (\dot{m}_b) et la commande de la PAC (HP_{on}).

Le Tableau 13 montre les entrées utilisées par les différents modèles pour la prévision des températures d'entrées et de sortie des sondes.

Tableau 13 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision des températures d'entrées et de sortie des sondes géothermiques.

Entrées des modèles	ANN1	ANN2	ANN3	ANN4	ARX
$T_{b,i} (k-1)$	X	X	X	X	X
$T_{b,i} (k-2)$			X	X	X
$T_{b,o} (k-1)$	X	X	X	X	X
$T_{b,o} (k-2)$			X		X
$HP_{on} (k+i)$	X	X	X	X	X
$\dot{m}_b (k+i)$	X	X	X	X	X
$\dot{m}_b (k-1+i)$		X			

Le Tableau 14 fait apparaître les résultats de prévision des différents modèles sur un horizon de prévision de 1 à 6 h. L'erreur calculée est l'erreur moyenne sur la température d'entrée et la température de sortie. La moyenne \bar{m} ainsi que l'écart type σ de l'erreur servent de critère de comparaison.

Tableau 14 : Erreurs de prévision en $[^{\circ}C]$ des températures d'entrées et de sortie du plancher chauffant sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée m et l'écart-type σ .

Horizon	1 h		2 h		3 h		4 h		5 h		6 h	
Erreur $[^{\circ}C]$	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
ANN1	-0,04	0,22	-0,06	0,24	-0,08	0,26	-0,10	0,26	-0,11	0,27	-0,12	0,27
ANN2	-0,04	0,21	-0,06	0,24	-0,08	0,25	-0,10	0,26	-0,11	0,27	-0,12	0,27
ANN3	-0,01	0,22	-0,01	0,26	-0,01	0,29	0,01	0,31	0,03	0,34	0,04	0,36
ANN4	-0,01	0,22	-0,02	0,25	-0,02	0,27	-0,04	0,29	-0,06	0,29	-0,08	0,31
ARX	0,06	0,35	0,08	0,42	0,08	0,44	0,09	0,45	0,08	0,46	0,08	0,46

Les remarques suivantes peuvent être faites concernant ces résultats :

- Les modèles ANN1 et ANN2 donnent des résultats comparables. La prise en compte d'un plus grand nombre de valeurs passées du débit ne permet pas d'améliorer la performance.
- Les modèles ANN3 et ANN4 intégrant davantage de valeurs passées des températures d'entrée et de sortie n'apportent pas une meilleure précision.
- La qualité de prévision du modèle ARX est inférieure à celle des modèles neuronaux.

Le modèle ANN1 sera donc retenu pour sa simplicité et ses bonnes performances à court terme comme à long terme. Les prévisions à 6 h du modèle ANN1 durant un cycle de fonctionnement de la PAC sont représentées en Figure 43.

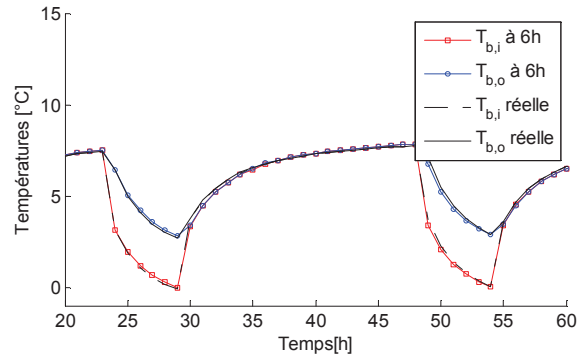


Figure 43 : Prévisions à 6 h du modèle ANN1 des températures entrée et sortie des sondes géothermiques sur un cycle de fonctionnement de la PAC.

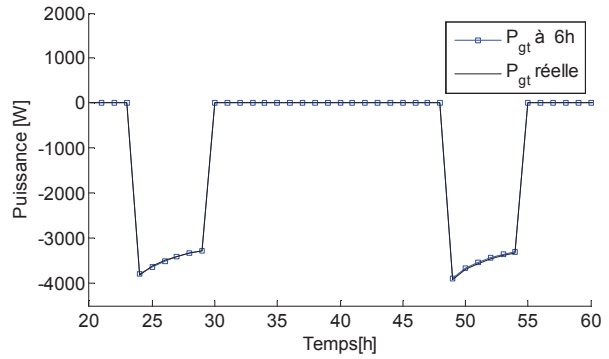
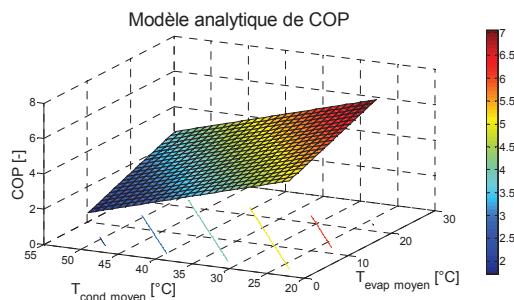


Figure 44 : Prévisions à 6 h du modèle ANN1 des températures entrée et sortie des sondes géothermiques sur un cycle de fonctionnement de la PAC.

La puissance prélevée au sol estimée à 6 h apparait en Figure 44. Le modèle permet une très bonne prévision avec un écart type de l'erreur sur la puissance prélevée de 32 W. L'énergie prélevée réelle sur le mois de mars est de 599 kWh, contre 595 kWh pour l'énergie prélevée estimée à 6 h, soit une erreur relative de 1 %.

2.5.4 Modèle statique de PAC

Les performances de la PAC doivent également être identifiées pour les prévisions du coefficient de performance (COP) et de la puissance électrique consommée par le compresseur. D'après les tests en régime stationnaire menés sur le banc d'essai semi-virtuel du CSTB, le COP suit une loi polynomiale en fonction des températures moyennes côté évaporateur et condenseur. La représentation en plan du COP apparaît en Figure 41.



$$\text{COP} = a \cdot T_{\text{evap}} + b \cdot T_{\text{cond}} + c \quad (30)$$

Avec :

- T_{evap} la température moyenne côté évaporateur
- T_{cond} la température moyenne côté condenseur
- a, b, c les paramètres du COP à identifier.

Figure 45 : Modèle polynomial identifié d'une PAC eau/eau.

La procédure d'identification du COP est la suivante. Les valeurs moyennes des températures côté évaporateur et côté condenseur ainsi que la valeur instantanée du COP sont relevés toutes les 10 minutes dans une matrice. Les paramètres a , b et c du COP sont identifiés à partir des données de la matrice par la méthode des moindres carrés. Les données simulées

des mois de janvier et de février servent à l'identification des performances de la PAC. Le modèle de COP identifié est le suivant :

$$\text{COP} = 0.1357 T_{\text{evap}} - 0.416 T_{\text{cond}} + 7.828 \quad (31)$$

2.5.5 Couplage des modèles

Le couplage des modèles du système complet de PAC géothermique est effectué en boucle ouverte (*Figure 46*).

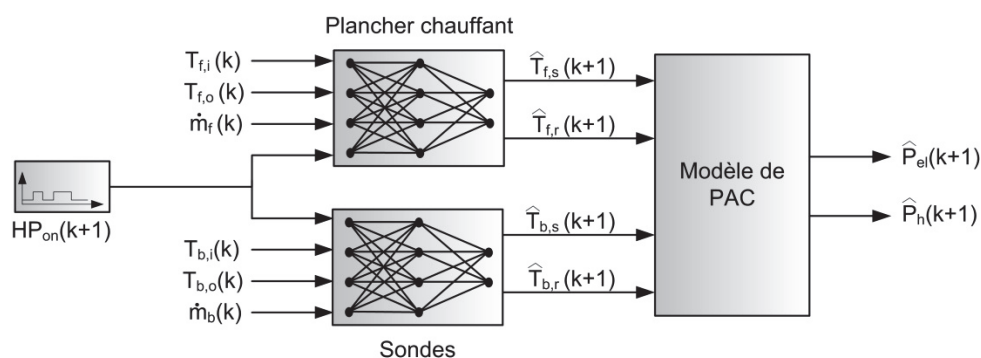


Figure 46 : Couplage des modèles du système de PAC géothermique pour la prévision de la puissance thermique fournie au plancher (P_h) et de la puissance électrique consommée (P_{el}).

Les modèles de plancher chauffant et de sondes géothermiques établis aux sections précédents permettent d'estimer les températures d'entrée et de sortie sur un horizon de prévision de 6 h. Le modèle identifié de PAC détermine, à partir de ces températures, le COP et la puissance électrique consommée sur cet horizon.

La Figure 47 montre les prévisions du COP instantané et la Figure 48 les prévisions de la puissance électrique absorbée par le compresseur sur un cycle de la PAC durant le mois de mars.

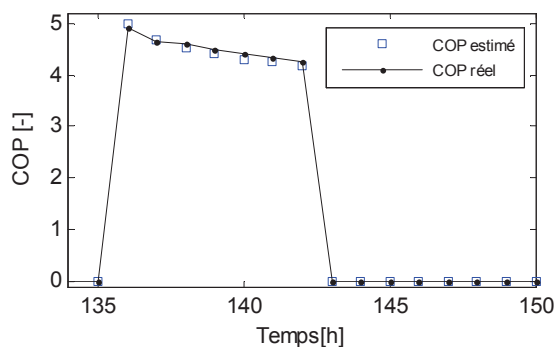


Figure 47 : Prévision du COP instantané à 6 h avec le modèle identifié de PAC.

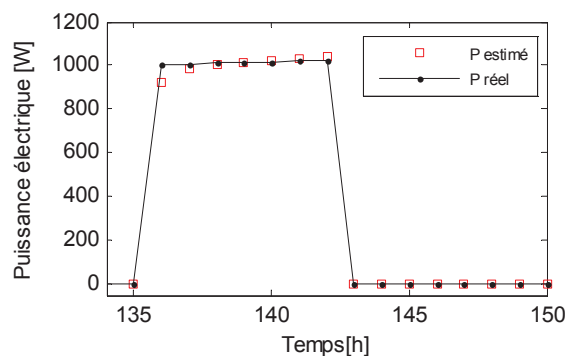


Figure 48 : Prévision de la puissance consommée à 6 h avec le modèle identifié de PAC.

L'énergie électrique réelle consommée durant le mois de mars est de 170.3 kWh, contre 167.7 kWh pour l'énergie estimée à 6 h, soit écart de 1.5 %. Le COP cumulé réel, rapport de l'énergie fournie au plancher sur l'énergie électrique consommée sur le mois de mars, est de 4.43 contre 4.49 avec les modèles prédictifs.

2.6 Prévision de la température ambiante

Le développement du modèle neuronal pour la prévision de la température ambiante a fait l'objet d'une publication par Salque [75].

2.6.1 Choix des entrées

L'objectif du réseau de neurones développé est de prédire la température ambiante au pas de temps suivant en fonction des valeurs précédentes et des sollicitations intérieures et extérieures. Les paramètres influençant le comportement thermique du bâtiment sont nombreux :

- Température extérieure
- Rayonnements solaires direct et diffus
- Présence d'occupants : gains internes, ouverture des fenêtres, position des stores ...
- Puissance de chauffage
- Vent
- Humidité etc.

La prise en compte de l'ensemble de ces phénomènes n'est pas envisageable pour différentes raisons. Premièrement, le nombre de capteurs à mettre en place serait trop élevé dans un cas réel et certaines données sont difficilement récupérables (gains internes ou position des stores). De plus, les mesures sont effectuées sur un site occupé : elles doivent être les moins intrusives possibles afin de ne pas déranger les occupants. Enfin, un modèle trop complexe a plus de risques de diverger et a tendance à être plus sensible au bruit dans les données.

Le modèle doit donc être le plus simple possible tout en veillant à intégrer les données les plus représentatives du comportement thermique du bâtiment. Conformément à de nombreux modèles existants [25, 36], les données suivantes sont sélectionnées pour la prévision de la température ambiante :

- Rayonnement solaire global horizontal ;
- Température extérieure ;
- Puissance de chauffage.

Différents réseaux de neurones sont évalués dans le Tableau 15, un modèle linéaire ARX est étudié à titre de comparaison. Pour le développement du modèle, on considère que les prévisions météorologiques sont exactes.

Tableau 15 : Entrées utilisées par les modèles pour la prévision de la température intérieure

Entrées des modèles	ANN1	ANN2	ANN3	ANN4	ANN5	ANN6	ANN7	ARX
$I(k)$	X	X	X	X	X	X	X	X
$I(k-1)$							X	
$P_h(k)$	X	X	X	X	X	X	X	X
$P_h(k-1)$			X	X	X	X	X	X
$P_h(k-2)$				X			X	
$T_o(k)$		X	X	X	X		X	
$To_24(k)$						X	X	X
$T_i(k-1)$	X	X	X	X	X	X	X	X
$T_i(k-2)$					X	X	X	X

2.6.2 Comparaison des résultats

Le Tableau 6 fait apparaître les résultats de prévision des différents modèles sur un horizon de prévision de 1 à 6 h. La moyenne \bar{m} ainsi que l'écart type σ de l'erreur servent de critère de comparaison.

Tableau 16 : Erreurs de prévision en [°C] de la température ambiante sur un horizon de 1 à 6 h. La moyenne de l'erreur est notée \bar{m} et l'écart-type σ .

Horizon	1 h		2 h		3 h		4 h		5 h		6 h	
Erreur [°C]	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
ANN1	0,00	0,27	0,00	0,39	0,00	0,47	-0,02	0,51	-0,03	0,54	-0,05	0,54
ANN2	0,00	0,23	0,00	0,35	0,00	0,43	-0,01	0,49	-0,02	0,52	-0,03	0,53
ANN3	0,00	0,20	-0,02	0,29	-0,04	0,35	-0,06	0,39	-0,09	0,40	-0,11	0,41
ANN4	-0,01	0,19	-0,03	0,29	-0,04	0,35	-0,06	0,40	-0,07	0,42	-0,09	0,44
ANN5	-0,01	0,15	-0,02	0,25	-0,04	0,30	-0,06	0,33	-0,08	0,35	-0,10	0,36
ANN6	0,01	0,17	0,02	0,26	0,02	0,30	0,01	0,32	0,00	0,33	-0,01	0,33
ANN7	-0,01	0,19	-0,04	0,31	-0,06	0,38	-0,08	0,42	-0,10	0,43	-0,12	0,43
ARX	0,01	0,32	0,03	0,48	-0,01	0,55	0,01	0,63	0,03	0,66	0,02	0,67

Les remarques suivantes peuvent être faites concernant ces résultats :

- Les modèles ANN1 et ANN2 sont trop simples pour décrire la dynamique du bâtiment. La prise en compte de la température extérieure à l'instant k n'améliore que peu la précision.
- Le modèle ANN3 prenant en compte la valeur précédente de la puissance de chauffage se révèle plus performant, notamment sur le long terme ($\sigma_{ANN2} = 0.53$ [°C] et $\sigma_{ANN3} =$

0.41 [°C] à 6 h). Cependant, la valeur de la puissance de chauffage à l'instant k-2 ne permet pas une meilleure précision ($\sigma_{ANN3} = 0.41$ [°C] et $\sigma_{ANN4} = 0.44$ [°C] à 6 h).

- La prise en compte de la valeur de la température ambiante à l'instant k-2 permet une nette amélioration du modèle sur le long terme ($\sigma_{ANN4} = 0.44$ [°C] et $\sigma_{ANN5} = 0.36$ [°C] à 6 h).
- La température extérieure moyenne sur les dernières 24 h suffit à décrire la dynamique du bâtiment ($\sigma_{ANN5} = 0.36$ [°C] et $\sigma_{ANN3} = 0.33$ [°C] à 6 h).
- Le modèle ANN7 prend en compte un trop grand nombre d'entrées pour obtenir un modèle performant.
- Le modèle ARX donne des résultats de prévision inférieurs aux modèles neuronaux.

Dans le cas présent, le réseau ANN6 est le plus performant. La valeur instantanée du rayonnement solaire et la valeur moyenne sur les dernières 24 h de la température extérieure suffisent à décrire le comportement thermique du bâtiment. En revanche, l'inertie du plancher chauffant, qui crée un déphasage entre la puissance fournie au plancher et l'augmentation de la température ambiante, impose de prendre en entrée la puissance de chauffage actuelle $P(k)$ et au pas de temps précédent $P(k-1)$. Les résultats de prévision à 6 h de ce modèle apparaissent en Figure 49.

Les résultats de prévision présentés ici concernent le cas le plus défavorable, à savoir une estimation à 6 h de la température ambiante. Les erreurs commises sont relativement faibles et n'excèdent pas $\pm 1^\circ\text{C}$ (Figure 50). Le modèle neuronal semble décrire convenablement la dynamique du bâtiment sur un horizon de 6 h et pourra être intégré au régulateur prédictif.

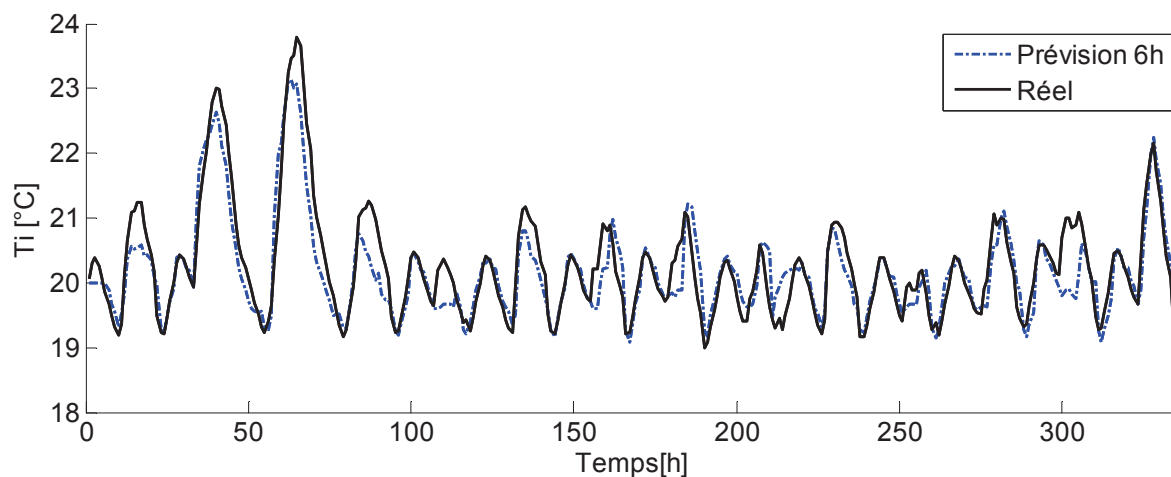


Figure 49 : Résultats de prévision à 6 h de la température ambiante par le modèle ANN6 sur les 15 premiers jours de mars. Base d'entraînement : janvier. Base de validation : Février.

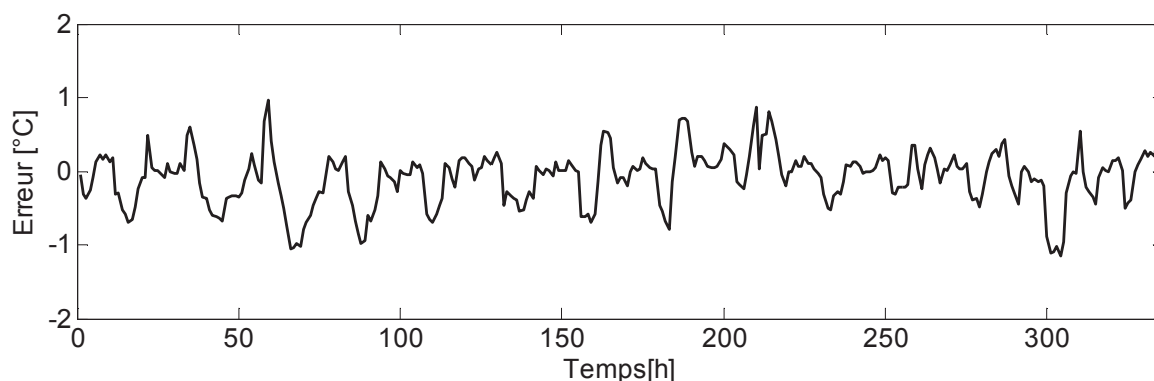


Figure 50 : Erreur de prévision à 6 h de la température ambiante par le modèle ANN6 sur les 15 premiers jours de mars. Base d'entraînement : janvier. Base de validation : Février.

2.7 Impact des gains internes sur la prévision de la température ambiante

2.7.1 Objectif

L'objectif de cette partie est d'évaluer l'impact du profil de gains internes sur les capacités de prévision de la température ambiante. Jusqu'à présent, le réseau de neurones permettant la prévision de la température ambiante a été entraîné et testé avec des gains internes constants dans le modèle de bâtiment.

2.7.2 Méthode

Trois profils de gains internes sont définis :

- Un profil constant
- Un profil en escalier
- Un profil stochastique

Ces profils sont injectés dans le modèle de bâtiment représentant la maison Mozart défini au chapitre 2.5.1. Une simulation de 3 mois est réalisée avec chaque profil. Les mois de janvier et février servent à l'entraînement et la validation du réseau de neurones, les performances de prévision sont comparées sur le mois de mars.

2.7.3 Elaboration d'un profil de gains internes stochastique

L'approche choisie combine les résultats de deux études sur la modélisation de l'occupation : la première s'intéresse à la probabilité de présence des occupants dans la journée, la seconde donne la probabilité d'effectuer une activité donnée en fonction de l'heure.

La première étude de Richardson [76] décrit une méthode stochastique permettant de générer des données réalistes d'occupation. Le modèle donne le nombre d'occupants actifs (présents dans la maison et qui ne dorment pas) à un instant donné avec un pas de temps de 10 minutes. La technique utilisée est celle de la chaîne de Markov : chaque état (actif ou non) dépend uniquement de l'état précédent et de la probabilité de transition qui varie dans le temps. Les paramètres de la chaîne de Markov ont été ajustés pour que le modèle reproduise des données réelles. Un exemple de profils générés par le modèle est visible en Figure 51.

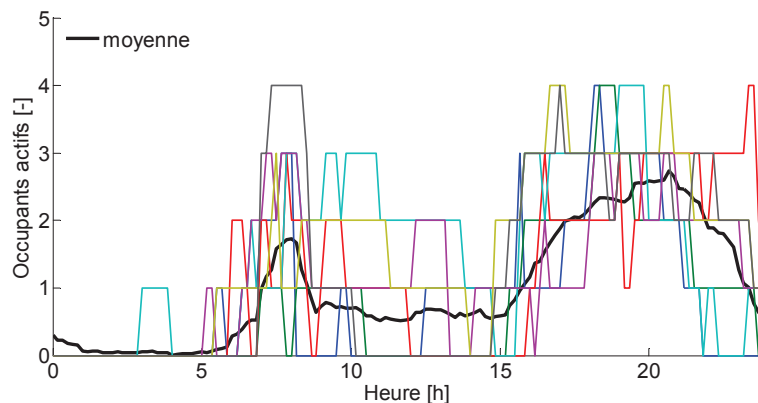


Figure 51 : Tracés de 7 profils d'occupation stochastiques journaliers et de la moyenne observée pour une famille de 4 personnes.

On remarque une moyenne des profils cohérente avec deux pics d'activités de 7h à 9h et de 17h à 22 h. Le modèle nous donne ainsi le nombre d'occupants actifs, c'est-à-dire susceptibles d'effectuer une activité dans la maison. Pour générer un profil de gains internes, l'approche choisie est de combiner le nombre d'occupants actifs obtenu avec la probabilité d'effectuer telle ou telle activité à un instant donné.

La probabilité d'effectuer une activité en fonction de l'heure de la journée a été étudiée par Paatero [77]. Les différentes activités détaillées dans l'étude peuvent être classées en trois catégories :

- Activités de cuisine ;
- Utilisation d'appareils électriques (Télévision, ordinateur, machine à laver, etc.).
- Eclairage ;

Les probabilités de chaque activité en fonction de l'heure de la journée sont représentées en Figure 52. La puissance thermique dégagée par chaque activité est supposée proportionnelle au nombre d'occupants actifs (Figure 53).

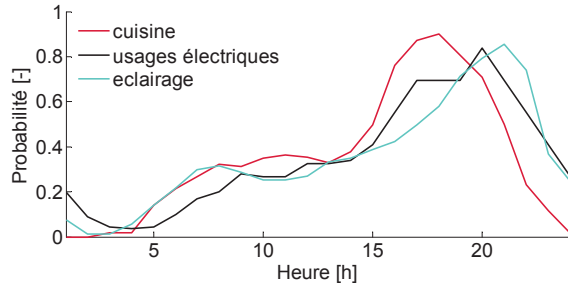


Figure 52 : Probabilités horaires des activités en fonction de l'heure de la journée.

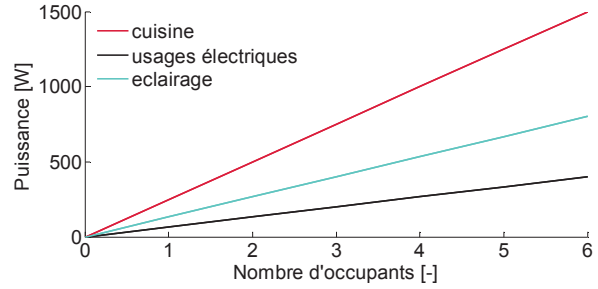


Figure 53: Puissance thermique des activités en fonction du nombre d'occupants actifs.

Les activités sont considérées comme des événements indépendants et peuvent ainsi être réalisées en même temps par un occupant. Si plusieurs occupants actifs sont présents à un instant donné, ils effectuent tous la même tâche. Le principe de calcul des charges internes est présenté ci-dessous :

$$H_{gains}(t) = N_{active}(t) * H_{occupant}(t) + \sum_{k=1}^3 p_k(t) * H_k(N_{active}(t)) + H_0 \quad (32)$$

Avec :

H_{gains} [W] gains internes totaux ;

N_{active} [-] nombre d'occupants actifs ;

$H_{occupant}$ [W] chaleur dégagée par un occupant.

$p_k(t)$ [-] probabilité d'effectuer l'activité k à l'instant t ;

H_k [W] puissance thermique dégagée par l'activité k en fonction de N_{active} .

H_0 est une constante qui prend en compte les dégagements calorifiques des appareils en veille et des appareils fonctionnant en continu ou presque (radio réveil, réfrigérateur etc.). $H_{occupant}$ est fixé à 90 W la journée et à 60 W la nuit. Les puissances thermiques H_k dégagées par activité ont été ajustées pour qu'en moyenne les gains internes dégagées se rapprochent de la valeur lissée de 5 W/m² recommandée par les règles Th-Ce de la RT 2005.

2.7.4 Résultats

Les résultats de prévision de la température ambiante sur les deux premières semaines du mois de mars apparaissent en Figure 54. L'erreur de prévision à 6 h est visible sur la figure du bas. L'erreur commise par le réseau de neurones dans le cas d'un profil constant est faible ($\pm 0.7^\circ\text{C}$). Avec un profil en escalier, l'erreur est localement plus importante au

franchissement des paliers. Le profil stochastique induit également des erreurs de prévision plus importantes lors des pics de gains internes avec un maximum de $\pm 1^\circ\text{C}$.

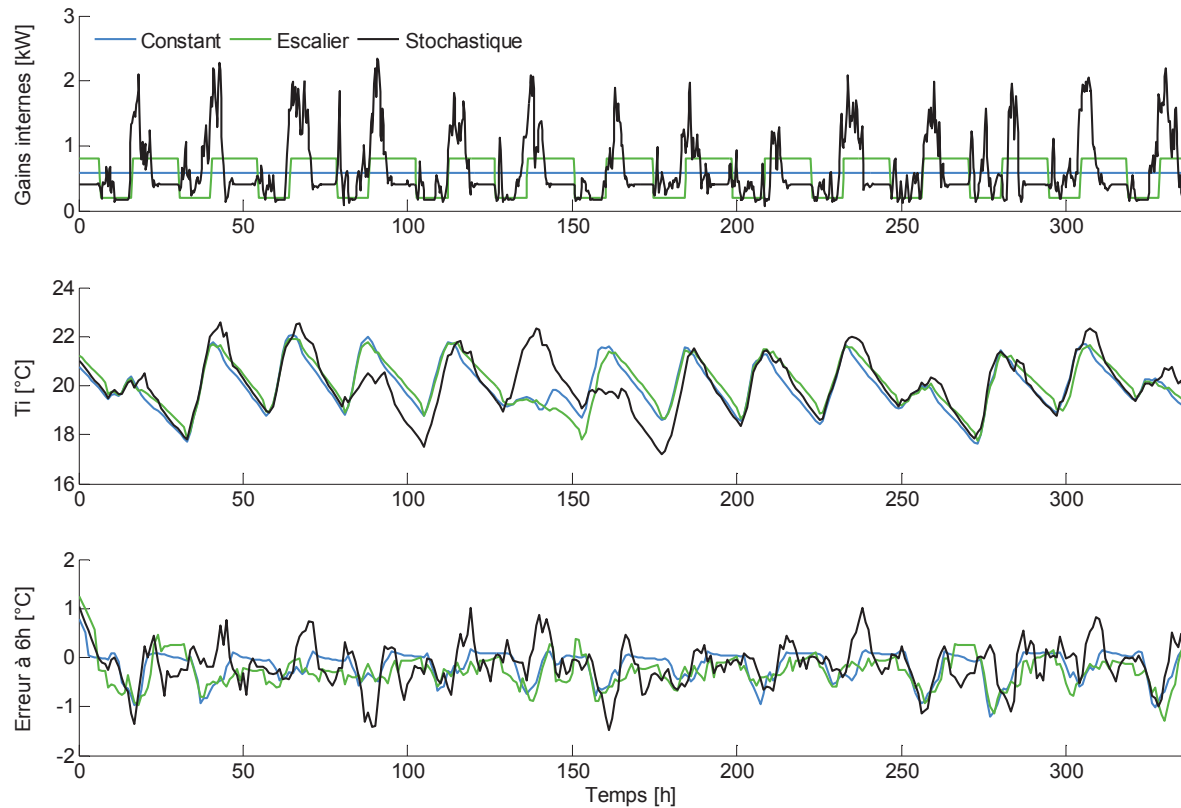


Figure 54: Résultats de prévision à 6 h de la température ambiante sur une journée en fonction du type de gains internes.

Les résultats sur le mois de mars sont consignés dans le Tableau 17. En moyenne, la qualité de prévision du réseau de neurones n'est pas affectée par le caractère aléatoire des gains internes. Cela est dû au fait que le réseau de neurones est peu sensible au bruit dans les données. L'écart type de l'erreur est en revanche plus important avec des gains internes qui varient dans le temps. L'erreur de prévision à 6 heures a un écart type de 0.33°C avec le profil constant et 0.42°C avec le profil stochastique. Globalement, la prévision de la température ambiante n'est que peu affectée par la présence de gains internes variables.

Tableau 17: Erreurs de prévision de la température ambiante à 6 h sur le mois de mars selon le profil de gains internes.

	Profil constant	Profil escalier	Profil stochastique
Moyenne [°C]	-0.08	-0.12	-0.11
Ecart type [°C]	0.33	0.36	0.42

2.8 Résumé des modèles neuronaux développés

Un récapitulatif des différents réseaux de neurones développés est ici donné. La structure optimale retenue pour chacun de ces réseaux ainsi que les variables d'entrées sont représentés sur les

Figure 55 à Figure 59. Une structure simple composée d'une seule couche cachée de neurones a été retenue. On constate que le nombre de neurones est quasiment égal au nombre d'entrées du modèle.

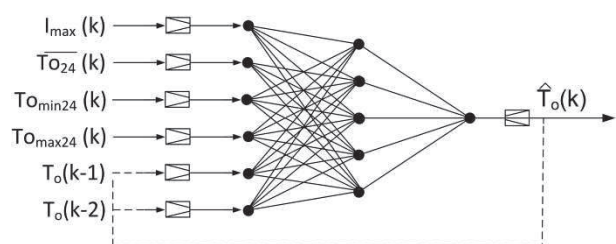


Figure 55 : Modèle de prévision de température extérieure.

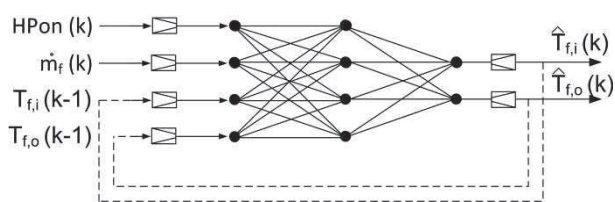


Figure 56 : Modèle de prévision des températures plancher chauffant.

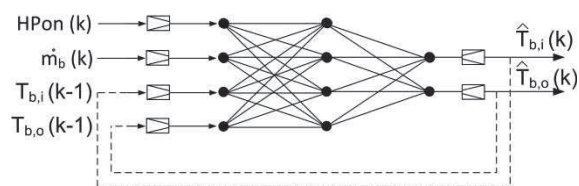


Figure 57 : Modèle de prévision des températures des sondes.

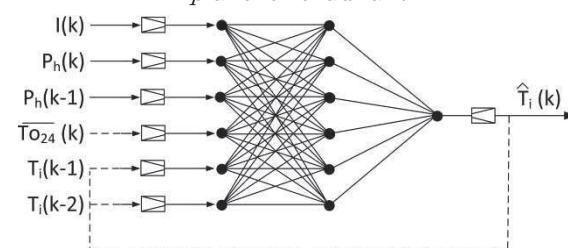


Figure 58 : Modèle de prévision de la température ambiante.

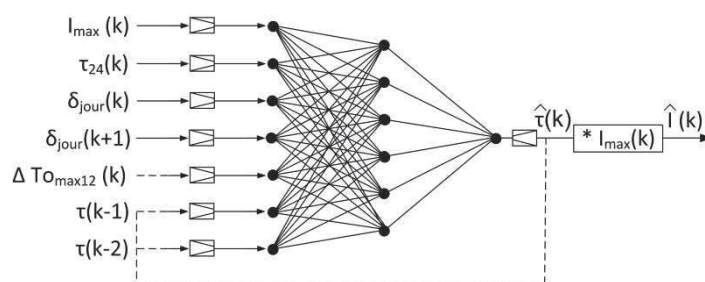


Figure 59 : Modèle de prévision du rayonnement solaire global horizontal.

CHAPITRE 3 : TESTS DU REGULATEUR PREDICTIF EN SIMULATION

Dans ce chapitre, le lecteur trouvera des tests par simulation du régulateur prédictif développé. L'influence du climat et du type de maison individuelle sur les performances saisonnières du régulateur est étudiée. Les performances sont exprimées en respect de la consigne et en économie d'énergie. Un régulateur conventionnel est pris en référence.

3.1 Objectifs des tests simulés

La simulation constitue une étape fondamentale dans le développement du régulateur. Les tests simulés doivent répondre aux objectifs suivants :

- **Implémentation des modèles prédictifs dans l'algorithme.** Les réseaux de neurones développés sont intégrés dans l'algorithme d'optimisation (cf. paragraphe 2.1.2) du régulateur prédictif pour une application « en temps réel » ;
- **Validation du fonctionnement du régulateur.** Cet objectif comprend la validation qualitative du fonctionnement du régulateur (respect de la consigne, gestion des intermittences, effacement de la période de pointe électrique). Des simulations sur une période d'un mois sont effectuées ;
- **Évaluation des économies d'énergie sur une saison de chauffage.** Des simulations sur une saison complète de chauffage sont mises en place pour évaluer le potentiel d'économie d'énergie du régulateur prédictif. La problématique de l'actualisation des modèles au fil du temps est traitée.

L'environnement de simulation choisi pour le système de PAC est le logiciel TRNSYS. D'une part, cela permet de tester la validité des modèles prédictifs sur de nouveaux modèles de simulation. D'autre part, le pas de temps de simulation de TRNSYS peut être fixé à 15 minutes (au lieu de 30 secondes sur Simulink), ce qui diminue considérablement le temps de calcul.

3.2 Description du cas d'étude

3.2.1 Simulation du système de PAC

Le système de PAC est simulé dans le logiciel TRNSYS avec un pas de temps de 15 minutes. Le cas étudié est une maison individuelle équipée d'une PAC géothermique et d'une sonde verticale (Figure 60). Les données météo utilisées sont celles de Nancy.

Le bâtiment simulé (Type TRNSYS 56 – Modèle Multizone) est une maison individuelle de 100 m² représentant la maison « Mozart », bâtiment type conforme à la RT2005. La constante de temps du bâtiment en réponse à un échelon de chauffage est d'environ 50 h, ce qui classe ce bâtiment dans une catégorie d'inertie moyenne à lourde. Les murs extérieurs sont composés de 20 cm de béton et 8 cm de polystyrène expansé (U de 0.42 W.m⁻².K⁻¹). La surface vitrée (valeur U de 2.43 W.m⁻².K⁻¹) couvre 15 % de la surface extérieure et est répartie de la manière suivante : 40 % au Sud, 20 % sur les autres orientations. Le bâtiment est équipé d'un plancher chauffant centralisé composé de 6 cm de béton et 6 cm d'isolation.

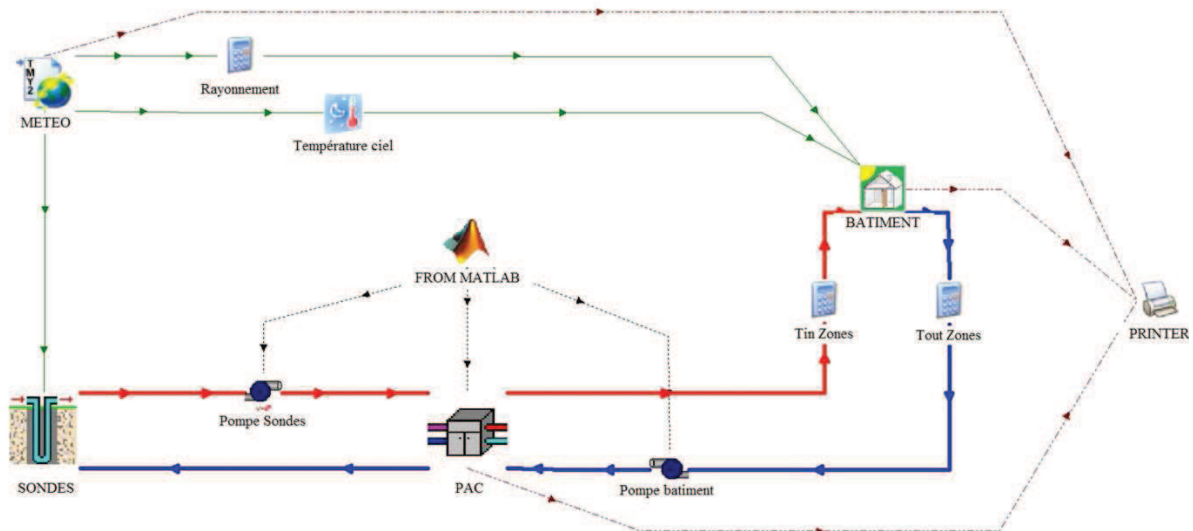


Figure 60: Simulation du système de PAC géothermique sous TRNSYS.

La distance moyenne entre tube est de 20 cm. Le modèle de plancher chauffant est directement intégré dans le Type 56. Les conditions extérieures sont données par le générateur de météo (Type 109) utilisant les données horaires de Nancy fournies par Meteonorm.

La PAC géothermique (Type 927 – Librairie Tess) assurant les besoins de chauffage est une PAC mono-étagée de 6.8 kW thermique et 1.5 kW électrique au point nominal condenseur 30/35°C et évaporateur 7/12°C. La puissance thermique a été déterminée pour pouvoir assurer la totalité des besoins de chauffage. La PAC est contrôlée par un régulateur conventionnel de référence ou par le régulateur prédictif développé. Deux circulateurs à débit constant (Type 740 – Librairie Tess) de débit nominal 1000 kg/h et de puissance électrique consommée 80 W assurent la circulation du fluide dans les sondes et le plancher chauffant.

Les sondes géothermiques (Type 557b – Librairie Tess) sont constituées d'une sonde verticale de 75 m. Le dimensionnement est effectué en utilisant la méthode de calcul développé par Philippe [78]. Le sol a des propriétés thermiques moyennes ($c_p = 2000 \text{ J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$ et $\lambda = 2 \text{ W.m}^{-1}.\text{K}^{-1}$). Le forage équipé des tubes en double-U a une résistance thermique équivalente R_b entre la température moyenne du fluide et la température à la paroi du forage de $0.1 \text{ K.m}^{-1}.\text{W}^{-1}$.

Le régulateur prédictif, développé sous Matlab, communique avec l'environnement TRNSYS via le Type 155.

3.2.2 Communication entre régulateur et logiciel de simulation

Pour valider le fonctionnement du régulateur, la simulation du système de PAC sous TRNSYS est couplée au régulateur prédictif développé sous Matlab. La communication entre les deux logiciels se fait via le Type TRNSYS 155 de la manière suivante :

- A la fin de chaque pas de temps de la simulation TRNSYS (toutes les 15 minutes), les données issues de la simulation sont enregistrées dans un fichier via un « printer » TRNSYS ;
- Le régulateur sous Matlab lit les données dont il a besoin sur ce fichier pour effectuer des prévisions ;
- Le régulateur détermine le scénario on/off optimal de la PAC pour les 6 prochaines heures et envoie la première commande au système de PAC sous TRNSYS via le type 155 ;
- La simulation TRNSYS avance d'un pas de temps, et la procédure est reproduite au pas de temps suivant.

Le fait d'utiliser un fichier externe pour stocker les données permet de rendre indépendant le régulateur de la plateforme de simulation. L'implémentation du régulateur sur installation réelle serait également simplifiée par cette méthode.

3.2.3 Régulateurs conventionnels de référence utilisés en simulation

Deux régulateurs conventionnels sont utilisés en référence dans les simulations : un régulateur en boucle fermée (BF) sur la température ambiante T_i et un régulateur en boucle ouverte compensée (BOC) sur la température de départ chauffage $T_{f,s}$. Le principe de fonctionnement de ces deux régulateurs a déjà été présenté au chapitre 1.3.2. Les deux régulateurs utilisés, couramment rencontrés sur des installations de PAC géothermiques à puissance constante, sont décrits en Figure 61 et Figure 62.

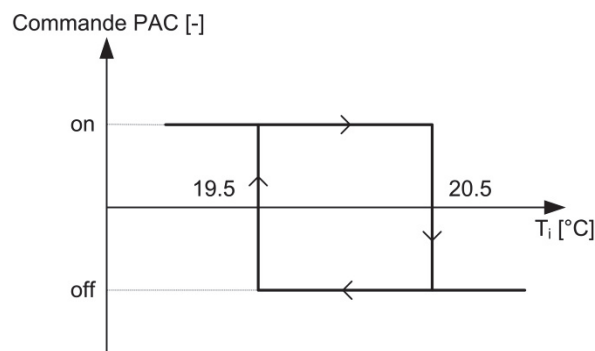


Figure 61 : Régulateur conventionnel BF de référence.

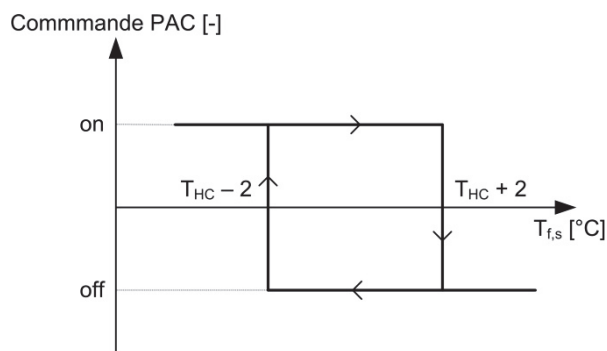


Figure 62 : Régulateur conventionnel BOC de référence.

Le régulateur BF oscille autour de la consigne de 20°C avec une hystérésis de $\pm 0.5^\circ\text{C}$. Le régulateur BOC est basé sur la courbe de chauffage suivante :

$$T_{HC} = (-0.22 \times T_o + 24.5) - (T_i - 20) \quad (33)$$

où T_o est la température extérieure et T_i la température ambiante. Les paramètres de la courbe de chauffage ont été finement ajustés pour obtenir un niveau de température ambiante comparable au régulateur BF.

Les circulateurs fonctionnent en même temps que le compresseur de la PAC, sauf avec le régulateur BOC qui nécessite de faire tourner en continu le circulateur côté bâtiment pour avoir une mesure de la température du fluide dans le plancher chauffant.

3.3 Performances du régulateur prédictif sur un mois de simulation

3.3.1 Consigne fixe

Le régulateur prédictif, ou régulateur ANN, est comparé aux régulateurs conventionnels durant le mois de Mars avec les données météo de Nancy. La fonction de coût utilisée par le régulateur prédictif est la suivante :

$$J = \sum_{k=1}^6 0.8^k \left[\left(\frac{\hat{T}_i(k) - 20}{0.5} \right)^2 + \frac{\hat{P}_{el}(k)}{1500} \right] \quad (34)$$

$$\text{soumis à } 19 \leq \hat{T}_i(k) \leq 21 \quad (35)$$

Les données des mois de janvier et février servent à l'entraînement et la validation des réseaux de neurones. Le premier cas traité est celui d'une consigne de température ambiante fixe à 20°C tout au long de la journée. Les résultats sur la température ambiante durant la première semaine de Mars apparaissent en Figure 63.

Les commentaires suivants peuvent être faits sur le fonctionnement des régulateurs durant cette première semaine de test. Les régulateurs BF et BOC génèrent tous deux des dépassements de consigne supérieurs à 1°C. Ces régulateurs conventionnels font face au même problème : lorsque la PAC est mise en route le matin d'une journée ensoleillée, le bâtiment a tendance à être soumis à des surchauffes durant l'après-midi. Cela provient du fait qu'aucun de ces régulateurs n'intègre de prévisions des apports solaires.

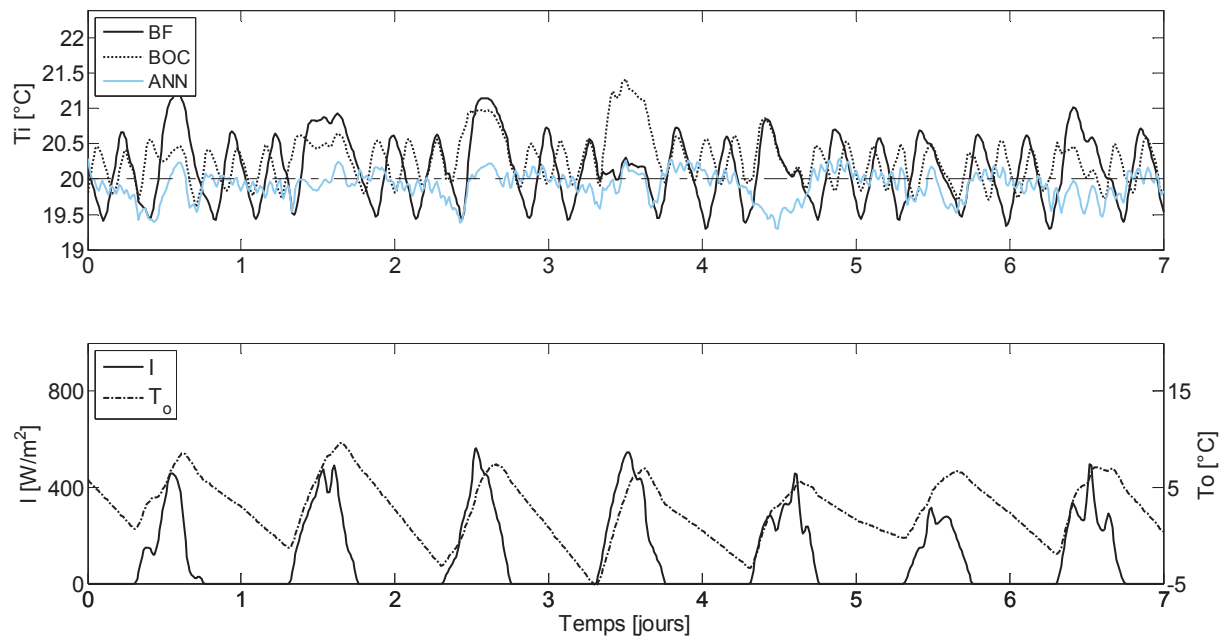


Figure 63 : Comparaison de la température ambiante selon le régulateur. Consigne fixe. 1^{er}-7 Mars, Nancy.

Le régulateur ANN permet un meilleur maintien de la consigne. Des abaissements de la température ambiante sont observés quelques heures avant l'arrivée des apports solaires. De cette manière, les surchauffes en après-midi sont évitées et le bâtiment convertit la majorité des apports externes gratuits en chauffage utile. La Figure 64 montre les écarts à la consigne en pourcentage de temps sur le mois de mars. Les valeurs positives correspondent au temps où $T_i > 20.5^\circ\text{C}$ et les valeurs négatives au temps où $T_i < 19.5^\circ\text{C}$. Le régulateur BF génère un dépassement de consigne pendant environ 30 % du temps, 20 % pour BOC et 2 % pour ANN. Le temps passé en dessous de la consigne est supérieur avec ANN : la température ambiante est parfois abaissée en dessous de 19.5°C en prévision d'apports solaires importants.

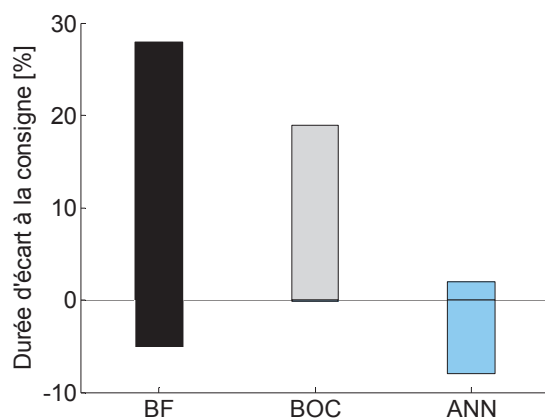


Figure 64 : Ecart à la consigne en pourcentage de temps sur le mois de mars.

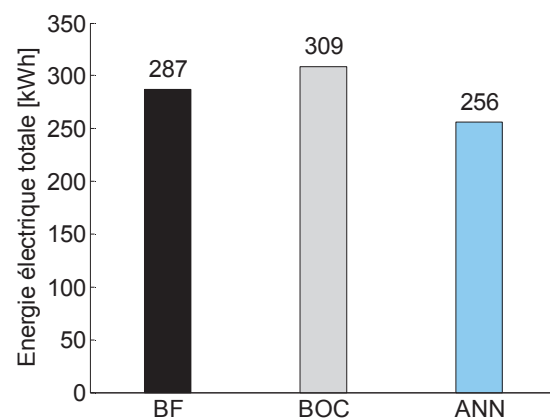


Figure 65 : Consommations électriques totales sur le mois de mars.

Les consommations totales en électricité (incluant le compresseur et les circulateurs) sur le mois de mars sont données en Figure 65. Le régulateur prédictif ANN permet un gain total en électricité de 11 % comparé à BF et 17 % comparé à BOC.

Les principaux résultats du test simulé sur le mois de mars sont consignés dans le Tableau 18. Un paramètre important à prendre en compte est le temps moyen des cycles de la PAC qui doit être le plus long possible pour la durée de vie du compresseur. Même si les cycles observés sont plus longs avec les régulateurs conventionnels, le temps moyen des cycles de 30 minutes avec le régulateur prédictif est suffisant (en général, les fonctions anti-courts cycles intégrées par le fabricant dans la régulation interne est de l'ordre de 3 minutes). Concernant les consommations électriques, le régulateur BOC est pénalisé par le circulateur côté bâtiment qui fonctionne en permanence.

Tableau 18 : Comparaison des régulateurs sur le mois de mars – Consigne fixe.

	T _i max [°C]	T _i min [°C]	Temps où T _i >20.5°C [%]	Temps où T _i < 19.5°C [%]	Durée moyenne des cycles [h]	Energie chauffage [kWh]	Energie compresseur [kWh]	Energie élec. totale [kWh]	Gain énergie totale [%]
BF	22.2	19.3	29	8	2.5	1087	258	287	11
BOC	22.1	19.5	19	0.1	1.7	1009	239	309	17
ANN	21.1	19.2	2	2	0.5	971	227	256	-

3.3.2 Réduit de nuit

La forte inertie du plancher chauffant rend difficile la détermination de l'heure de relance du chauffage après un réduit de nuit. C'est pourquoi, en pratique, un réduit de nuit est rarement réalisé dans les maisons équipées de systèmes de PAC avec plancher chauffant. Un avantage du régulateur prédictif est qu'il peut déterminer automatiquement l'heure de relance.

Le mois de mars est maintenant simulé avec un réduit de nuit à 17°C entre 22 h et 7 h du matin. L'heure de relance du chauffage est fixée à 3 h du matin pour les régulateurs conventionnels, ce qui permet en moyenne d'atteindre la consigne de 20°C à 7 h. L'heure de relance du régulateur ANN est déterminée automatiquement par le régulateur en fonction de l'état thermique du bâtiment et de la température extérieure. La fonction de coût utilisée par le régulateur prédictif intègre maintenant l'indice d'occupation $\delta(k)$:

$$J = \sum_{k=1}^6 0.8^k \left[\delta(k) \times \left(\frac{\hat{T}_i(k) - 20}{0.5} \right)^2 + \frac{\hat{P}_{el}(k)}{1500} \right] \quad (36)$$

$$\begin{aligned} \text{si } 7 > k > 22 : \delta(k) &= 1 \text{ et } 19 \leq \hat{T}_i(k) \leq 21 \\ \text{sinon : } \delta(k) &= 0 \text{ et } 17 \leq \hat{T}_i(k) \end{aligned} \quad (37)$$

Pour plus de lisibilité, un aperçu des températures ambiantes obtenues avec les trois régulateurs sur la première semaine de mars est donné en Figure 66. La consigne de température de nuit de 17°C n'est en réalité jamais atteinte avec ce bâtiment. On remarque que la température est généralement plus basse la nuit avec le régulateur ANN. Ce dernier détermine l'heure optimale de relance qui varie durant le mois de mars entre 2h30 et 5h30 du matin (Figure 67). La Figure 68 montre la distribution de l'heure à laquelle la consigne (20°C) est atteinte le matin. Le régulateur prédictif permet d'atteindre la consigne sur l'ensemble du mois entre 6h30 et 7h30, alors que les autres régulateurs déclenchent souvent trop tôt.

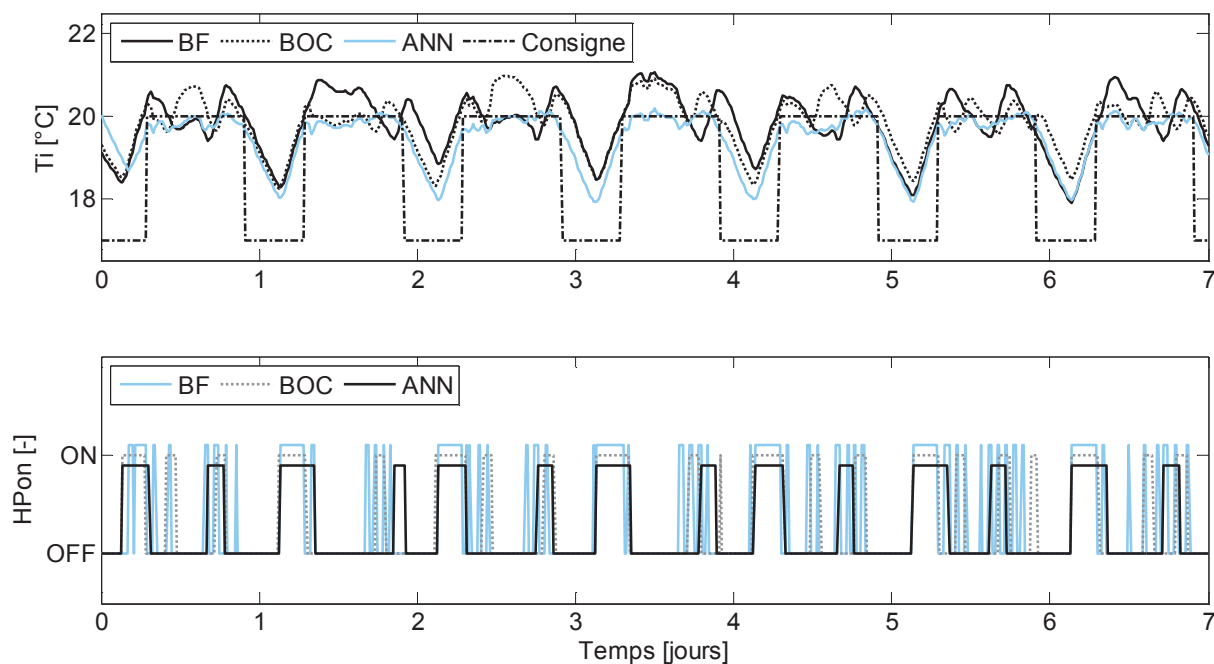


Figure 66 : Comparaison de la température ambiante selon le régulateur. Réduit de nuit. 1^{er}-7 Mars, Nancy.

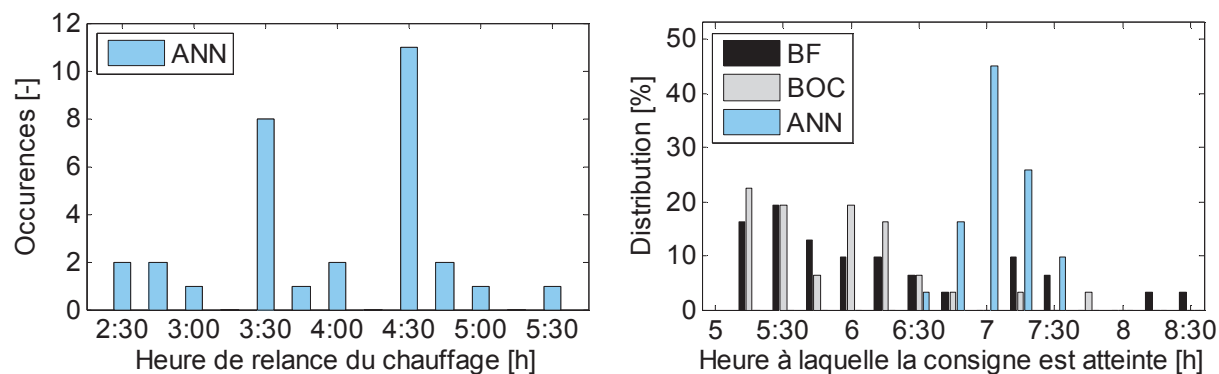


Figure 67 : Différentes heures de relance optimale déterminées par le régulateur ANN sur le mois.

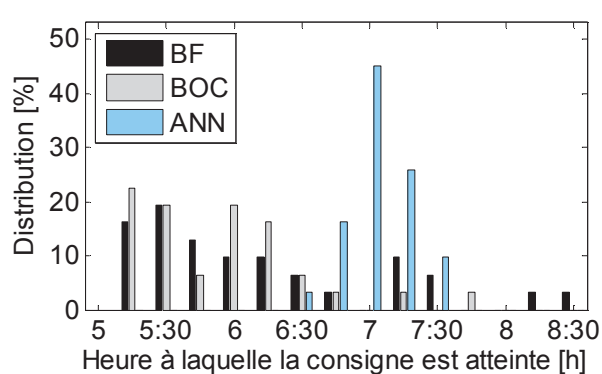


Figure 68 : Distribution de l'heure à laquelle la consigne est atteinte sur le mois (Objectif : 7h).

Le Tableau 19 donne les principaux résultats de simulation sur le mois de mars. La durée moyenne des cycles avec le régulateur ANN est plus élevée dans ce cas du réduit de nuit (48 minutes). Le gain en énergie électrique totale consommée est de 9 % en comparaison avec BF et 18 % avec BOC. Le réduit de nuit permet de réduire de 5 % les consommations électriques totales par rapport à une consigne fixe en moyenne avec les trois régulateurs (cf. Tableau 18 au paragraphe précédent).

Tableau 19 : Comparaison des régulateurs sur le mois de mars – Réduit de nuit.

	Durée moyenne des cycles [h]	Energie chauffage [kWh]	Energie compresseur [kWh]	Energie élec. totale [kWh]	Gain énergie totale [%]
BF	3.1	1012	241	270	9
BOC	2.1	968	229	298	18
ANN	0.8	935	217	245	-

3.3.3 Réduction de la pointe électrique

La problématique d'effacement ou de réduction de la pointe électrique est depuis plusieurs années mise en avant par de nombreux programmes nationaux. Une façon de réduire cette pointe électrique est d'utiliser une stratégie de décalage des besoins thermiques du bâtiment. Le scénario étudié est celui d'une période de pointe comprise entre 18 h et 20 h durant laquelle les consommations électriques doivent être évitées tout en maintenant un confort thermique acceptable. Pour atteindre cet objectif, la fonction de cout du régulateur prédictif est modifiée de la manière suivante :

$$J = \sum_{k=1}^6 0.8^k \left[\left(\frac{\hat{T}_i(k) - 20}{0.5} \right)^2 + p(k) \frac{\hat{P}_{el}(k)}{1500} \right] \quad (38)$$

$$\text{soumis à } 19 \leq \hat{T}_i(k) \leq 21 \quad (39)$$

Le nouveau terme $p(k)$ est un facteur qui pénalise les consommations électriques durant la période de pointe. Dans le cas présent, $p(k)$ est fixé à 2 durant les pointes électriques et à 1 sinon. La simulation est conduite durant le mois de mars avec le même scénario de réduit de nuit qu'au chapitre précédent. Le régulateur à réduction de pointe est comparé au régulateur ANN simple. La première journée du mois de mars est représentée en Figure 69. Le régulateur ANN modifié préchauffe le bâtiment entre 17h et 18h pour éviter de mettre en marche la PAC durant la période de pointe. La température ambiante reste dans une zone de confort acceptable.

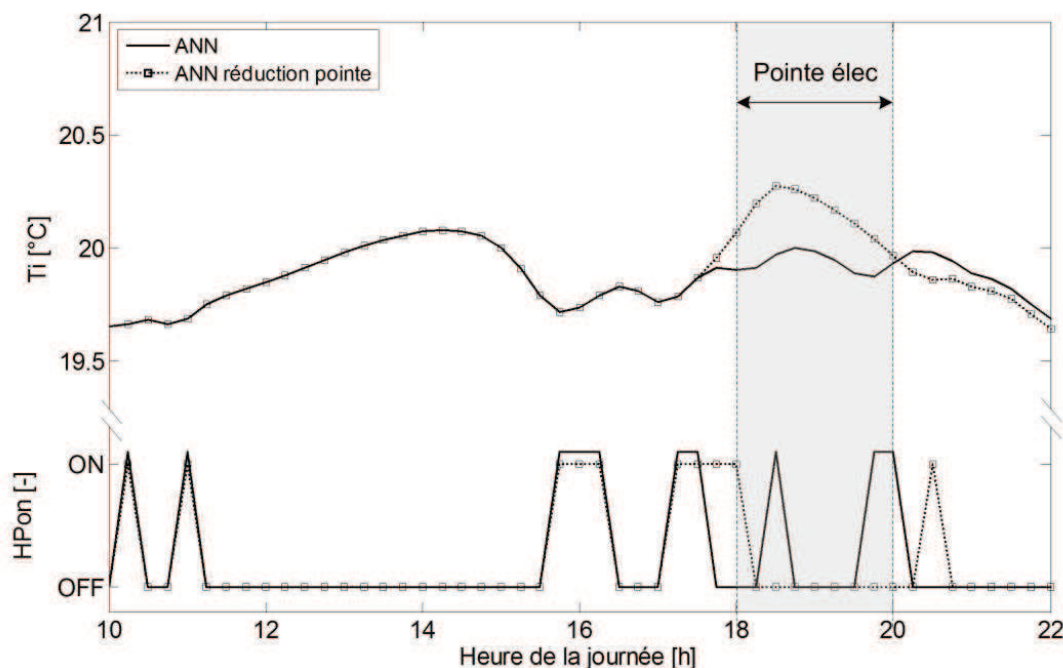


Figure 69 : Comparaison du régulateur ANN avec et sans stratégie de réduction de pointe. 1^{er} mars.

Sur le mois de mars, le régulateur ANN modifié conduit à une consommation de 246 kWh, soit 1kWh de plus qu'avec le régulateur ANN sans réduction de pointe (Tableau 19). Cette légère surconsommation correspond à l'augmentation de la température ambiante avant les périodes de pointe. La température ambiante ne dépasse pas 20.8°C durant les pointes électriques. Le régulateur a permis d'éviter l'ensemble des consommations de la PAC entre 18 h et 20 h. Avec l'hypothèse d'un prix de l'électricité 2 fois supérieur en pointe, l'économie atteint 9 % avec une stratégie d'effacement (24 % avec un prix de l'électricité 4 fois supérieur en période de pointe).

Tableau 20 : Comparaison du régulateur ANN avec et sans stratégie de réduction de pointe. Mois de mars.

	Elec. totale consommée [kWh]	T _i max en pointe [°C]	Temps de fonctionnement PAC en pointe [h]	Energie élec. consommée en pointe [kWh]	Economies financières	
					Prix électricité : $\frac{\text{en - po int e}}{\text{hors - po int e}} = 2$	Prix électricité : $\frac{\text{en - po int e}}{\text{hors - po int e}} = 4$
ANN standard	245	20.3	19	26	-	-
ANN modifié pointe	246	20.8	0	0	9%	24%

3.4 Performances du régulateur sur une saison de chauffage

3.4.1 Actualisation des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont des modèles non-linéaires qui, pour être performants, ont besoin que les données d'entraînement couvrent l'ensemble du domaine d'entrées/sorties utilisées pour la prévision. Parmi les différents réseaux de neurones utilisés par le régulateur prédictif, une attention particulière doit être portée aux modèles de bâtiment, de sondes géothermiques et de plancher chauffant dont les conditions varient fortement tout au long de la saison. Ces modèles doivent être régulièrement ré-entraînés sur des données récentes.

3.4.1.1 Actualisation du bâtiment

Le comportement thermique du bâtiment étant amené à évoluer dans le temps (variations des apports solaires, température extérieure, etc.), il est nécessaire d'entraîner régulièrement le réseau de neurones pour la prédiction de la température ambiante. Il faut définir une fréquence de mise à jour des modèles ainsi que la taille de l'échantillon servant à l'entraînement. Trois variantes sont proposées pour la période d'octobre à février :

- Référence : Base d'apprentissage : Mois d'octobre. Pas d'actualisation du modèle.
- Cas A : Base d'apprentissage : mois précédent. Fréquence d'actualisation : 1 mois.
- Cas B : Base d'apprentissage : mois précédent. Fréquence d'actualisation : 15 jours.
- Cas C : Base d'apprentissage : les 2 mois précédents. Fréquence d'actualisation : 15 jours.

Les variantes A, B et C sont comparées au scénario de référence (sans actualisation du modèle). Les erreurs à 6 h en termes de moyenne et d'écart type sont répertoriées dans le Tableau 21.

Tableau 21 : Moyennes et écarts type de l'erreur de prévision à 6 h de T_i selon la méthode d'actualisation.

Période de test	décembre		janvier		février	
Erreurs de prévision [°C]	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
Référence	0.06	0.36	0.14	0.65	0.23	0.89
Cas A	0.02	0.31	0.05	0.32	0.01	0.31
Cas B	0.02	0.32	0.03	0.28	-0.02	0.25
Cas C	0.03	0.33	0.06	0.32	0.01	0.34

Dans tous les cas, une actualisation du modèle de bâtiment permet de réduire significativement les erreurs de prévisions. Le cas B est la variante la plus performante en

termes d'écart type et sera retenue pour l'actualisation du modèle de bâtiment. Une comparaison des erreurs avec et sans actualisation des modèles est visible en Figure 70 et Figure 71.

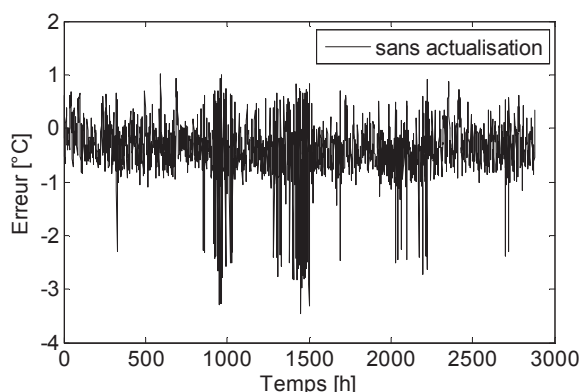


Figure 70 : Erreur de prévision de T_i à 6 h sans actualisation du modèle.

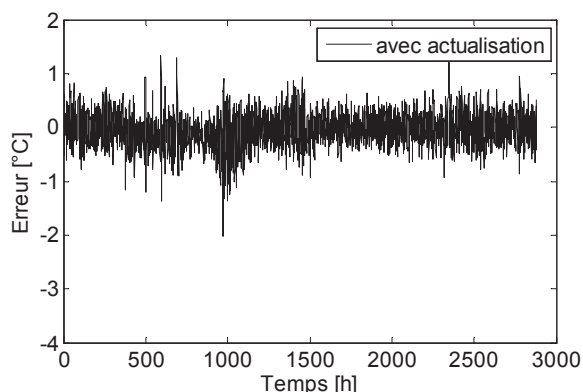


Figure 71 : Erreur de prévision de T_i à 6 h avec actualisation du modèle selon le cas B.

3.4.1.2 Actualisation des sondes et du plancher chauffant

L'évolution de la température du sol au cours de l'année entraine une modification des températures du fluide dans les sondes géothermiques. Cette évolution doit être prise en compte par le modèle prédictif de sondes pour conserver les qualités de prévision au fil des mois. De même, les températures du fluide dans le plancher chauffant varient selon le mois : elles sont plus élevées en hiver lorsque les besoins du bâtiment sont plus importants. La fréquence d'actualisation de ces modèles fait ici l'objet d'une étude.

La Figure 72 montre l'évolution de la température du sol prise à 1m du forage entre octobre et janvier dans le cas d'un dimensionnement classique de la longueur des sondes (50 W/m) avec un sol aux propriétés thermiques moyennes ($\lambda=2 \text{ W.m}^{-1}\text{.K}^{-1}$ et $c_p=2000 \text{ J.kg}^{-1}\text{.K}^{-1}$). On observe une baisse de la température du sol de l'ordre de 3 K entre le mois d'octobre et le mois de janvier.

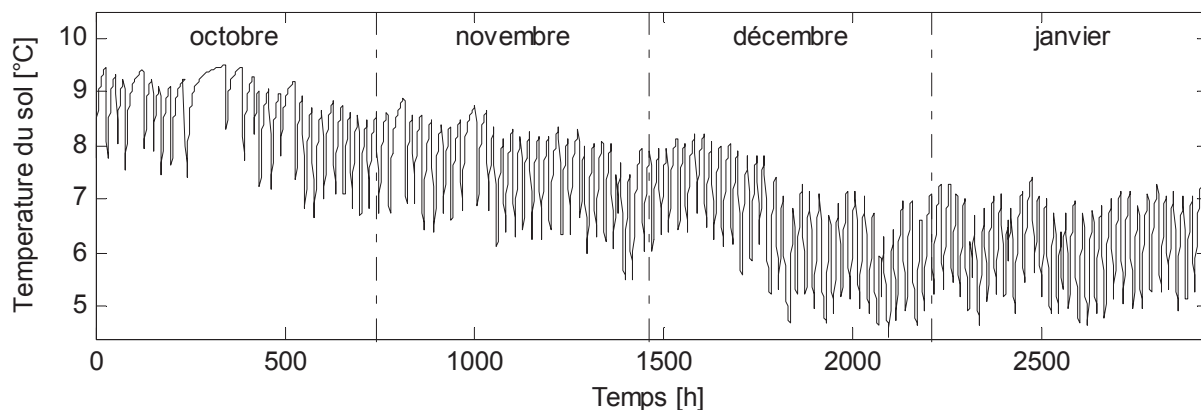


Figure 72 : Evolution de la température du sol à 1m du forage durant les mois d'octobre à janvier.

Cette baisse de température entraîne une dérive des modèles au fil du temps puisqu'ils opèrent dans des conditions éloignées de celles de la base d'apprentissage. Pour éviter cette dérive, les modèles doivent être entraînés de manière régulière. Différents scénarii d'actualisation sont proposés et testés :

- Référence : Base d'apprentissage : Mois d'octobre. Pas d'actualisation du modèle.
- Cas A : Base d'apprentissage : mois précédent. Fréquence d'actualisation : 1 mois.
- Cas B : Base d'apprentissage : mois précédent. Fréquence d'actualisation : 15 jours.
- Cas C : Base d'apprentissage : les 2 mois précédents. Fréquence d'actualisation : 15 jours.

Tableau 22 : Erreurs de prévisions à 6 h des températures d'entrée et de sortie des modèles de sondes géothermiques et de plancher chauffant.

Période de test		Décembre		Janvier		février	
Erreurs de prévision [°C]		\bar{m}	σ	\bar{m}	σ	\bar{m}	σ
Sondes géothermiques	Référence	0.13	0.32	0.32	0.72	0.33	1.03
	Cas A	0.13	0.32	0.18	0.34	0.10	0.23
	Cas B	0.10	0.26	-0.11	0.31	0.04	0.19
	Cas C	0.08	0.28	-0.15	0.32	0.07	0.19
Plancher chauffant	Référence	0.08	0.38	0.10	0.74	0.21	1.38
	Cas A	0.08	0.38	-0.12	0.56	0.00	0.24
	Cas B	-0.01	0.31	0.16	0.39	-0.03	0.24
	Cas C	-0.01	0.34	0.12	0.37	-0.04	0.25

Les résultats des prévisions apparaissent en Tableau 22. Le cas de référence sans actualisation du modèle fait apparaître une erreur importante des modèles qui croît avec le temps. Les cas A, B et C permettent une nette amélioration des performances de prévision. L'actualisation des modèles tous les 15 jours sur les données du mois précédent (cas B) constitue la meilleure stratégie d'actualisation des modèles de sondes et de plancher chauffant dans le cas présent. Il s'agit de la même méthode retenue pour l'actualisation du modèle de bâtiment.

3.4.1.3 Bilan sur l'actualisation des modèles

Les résultats de simulation ont clairement mis en évidence le besoin d'actualiser les réseaux de neurones au fil du temps. La meilleure stratégie d'actualisation parmi celles testées consiste à entraîner les modèles tous les 15 jours en utilisant les données des 30 derniers jours. Par la suite, toutes les simulations saisonnières du régulateur ANN utiliseront cette stratégie de mise à jour pour l'ensemble des modèles prédictifs.

3.4.2 Influence du climat sur les performances du régulateur

Trois climats types en France ont été sélectionnés pour tester le régulateur ANN sur une saison de chauffage : Lyon, Nancy et Nice. Nice possède le plus grand gisement solaire avec environ 1700 kWh/(m².an), suivi de Lyon avec 1350 kWh/(m².an) et Nancy 1200 kWh/(m².an). La température extérieure moyenne durant la saison de chauffage considérée d'octobre à avril est de 10°C pour Nice, 6°C pour Lyon et 5°C pour Nancy. Pour le cas de Nice, la saison de chauffage s'étend uniquement de novembre à mars. Le système de PAC simulé sous TRNSYS est décrit au chapitre 3.2.1.

Le régulateur conventionnel BF servant de référence est une régulation en boucle fermée sur la température ambiante. Bien que ce régulateur ne soit pas le plus représentatif des systèmes de PAC géothermiques, il permet une comparaison plus objective contrairement au régulateur basé sur une loi d'eau dont les performances dépendent des paramètres choisis. La consigne de température ambiante est fixée à 20°C ± 0.5°C. Les réseaux de neurones de plancher chauffant, sondes géothermiques, bâtiment et météo sont actualisés tous les 15 jours sur les données des 30 jours précédents. Le régulateur prédictif ANN est régi par la fonction de coût suivante :

$$J = \sum_{k=1}^6 0.8^k \left[\left(\frac{\hat{T}_i(k) - 20}{0.5} \right)^2 + \frac{\hat{P}_{el}(k)}{1500} \right] \quad (40)$$

$$\text{soumis à } 18 \leq \hat{T}_i(k) \leq 22 \quad (41)$$

Les écarts à la consigne selon chaque régulateur sont représentés en Figure 73 et Figure 74. Les valeurs positives correspondent au temps où $T_i > 20.5^\circ\text{C}$ et les valeurs négatives $T_i < 19.5^\circ\text{C}$. Avec le régulateur BF, les dépassements de consigne sur la saison représentent 31 % du temps à Lyon, 27 % à Lyon et 39 % à Nice. Ces dépassements de consigne constituent un potentiel de gains énergétiques pour le régulateur prédictif. Le régulateur BF présente en revanche peu de temps passé en dessous de la consigne (en moyenne 4 %). Le régulateur ANN permet une nette réduction des dépassements. Sur la saison de chauffage, les dépassements sont de 3 % à Lyon, 1 % à Nancy et 8 % à Nice. Pour réduire ces surchauffes, le régulateur abaisse la température quelques heures avant la prévision de gains solaires. Le temps passé en dessous de la consigne est de 7 %, 12 % et 11 % pour respectivement Lyon, Nancy et Nice.

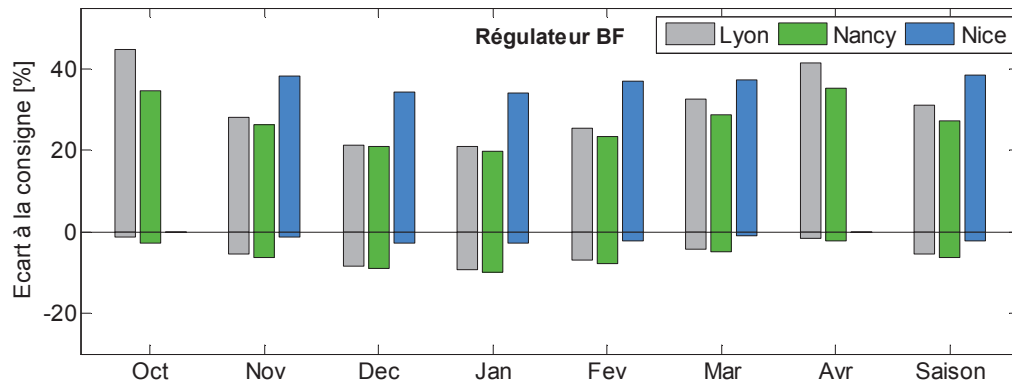


Figure 73 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le mois et le climat. Régulateur BF.

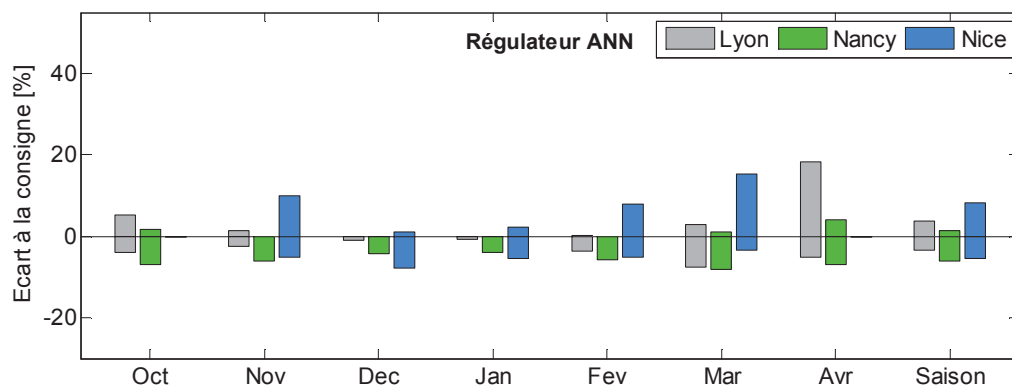


Figure 74 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le mois et le climat. Régulateur ANN.

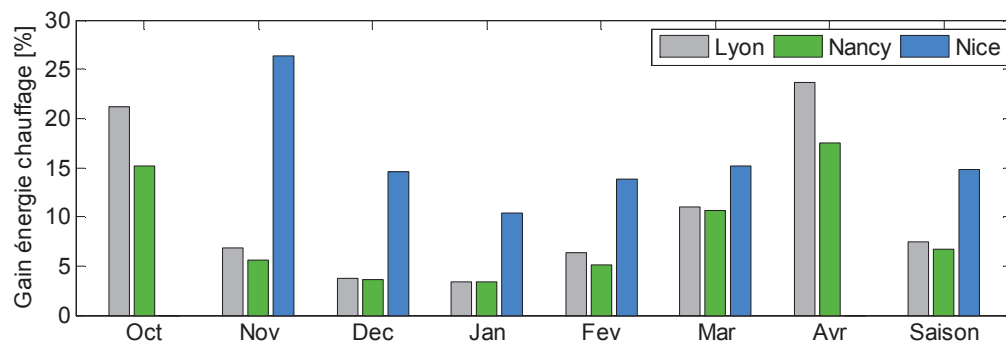


Figure 75: Gains en énergie de chauffage obtenus par le régulateur ANN selon le climat.

Les gains en énergie de chauffage offerts par le régulateur ANN apparaissent en Figure 75. Le régulateur prédictif permet de réduire les besoins de chauffage saisonniers de 7 %, 6 % et 15 % selon le climat de Lyon, Nancy et Nice. Les économies de chauffage dépendent de l'ensoleillement du site : plus le site est ensoleillé et chaud, plus les réductions de chauffage sont importantes. Les économies proviennent de la capacité du régulateur à transformer les apports solaires en chauffage utile.

Les évolutions journalières mois par mois de la température ambiante pour la ville de Lyon selon les régulateurs BF et ANN sont représentées en Figure 76. Ces figures permettent

d'avoir une vision globale du comportement de chaque régulateur en fonction du mois. Les remarques suivantes peuvent être faites :

- En intersaison (octobre, mars et avril), les dépassements de consigne sont bien visibles avec le régulateur BF. Ils ont lieu le plus souvent entre 12 h et 17h ;
- Le régulateur ANN réduit ces dépassements de manière significative durant l'intersaison. Certaines surchauffes n'ont toutefois pas pu être évitées. En octobre et en avril, plusieurs jours consécutifs ne présentent pas de besoins de chauffage : le régulateur prédictif ne peut bien évidemment pas réduire les surchauffes durant ces jours ;
- L'abaissement de la température ambiante quelques heures avant les apports solaires est clairement visible avec ANN. Une zone en bleu foncé apparaît quasiment systématiquement aux alentours de 10 h du matin, sauf durant les mois peu ensoleillés de décembre et janvier. Durant les mois chauds, cette zone apparaît plus tôt le matin aux alentours de 7h pour amortir les forts apports solaires.
- Durant les mois plus froids (décembre et janvier), les dépassements de consigne sont peu fréquents avec le régulateur BF, l'impact des apports solaires est faible.

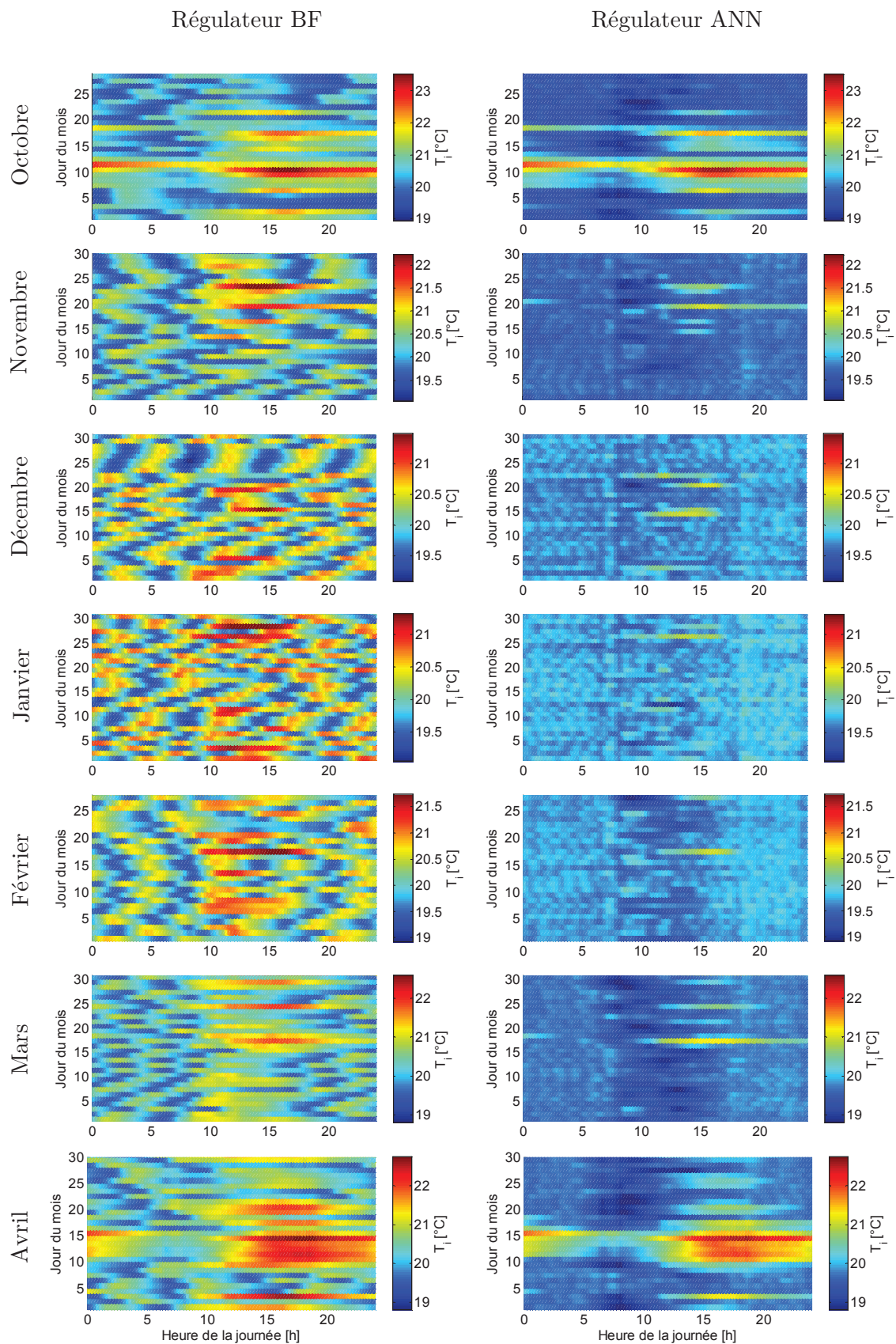


Figure 76 : Températures ambiantes journalières mois par mois selon les régulateurs BF et ANN. Cas de Lyon.

3.4.3 Influence du type de bâtiment sur les performances du régulateur

3.4.3.1 Types de bâtiments retenus pour l'étude

Le régulateur prédictif ANN est testé sur quatre bâtiments mettant en jeu des inerties et des gains solaires différents. A partir de la même géométrie de type maison « Mozart », quatre versions de maisons individuelles sont déclinées :

- Inertie lourde, surface vitrée importante (noté **HI-HS**);
- Inertie lourde, surface vitrée faible (noté **HI-LS**);
- Inertie légère, surface vitrée importante (noté **LI-HS**);
- Inertie légère, surface vitrée faible (noté **LI-LS**).

La caractérisation de l'inertie lourde ou légère se fait selon les règles Th-CE de la RT2005, la RT2012 ne donnant plus de méthode claire pour caractériser l'inertie d'un bâtiment à partir de ses composants. La RT2005 distingue trois types d'inertie thermique :

- L'inertie horaire (période 1 h) : caractérise l'effet de l'intermittence du chauffage ou de la climatisation sur la variation de température intérieure. Elle agit sur les durées effectives des périodes d'intermittence.
- L'inertie quotidienne (période 24 h) : caractérise l'amortissement de l'onde quotidienne de température, d'ensoleillement en saison chaude et le taux de récupération des apports de chaleur en hiver. Elle permet l'utilisation des apports de chaleur journaliers (période 24 h) qu'ils soient internes, solaires ou provenant de pertes récupérables des systèmes.
- L'inertie séquentielle (période 12 jours) : caractérise l'amortissement de l'onde séquentielle de température en saison chaude.

L'inertie quotidienne est prépondérante dans le cas du test d'une régulation de chauffage. C'est cette inertie qui permettra, ou non, de limiter les surchauffes dues aux apports solaires et internes. Dorénavant, le mot « inertie » fera donc référence à « l'inertie quotidienne ». Dans la RT 2005, l'inertie thermique ou classe d'inertie est déterminée par la somme des points d'inertie des différentes composantes du bâtiment (murs, planchers, cloisons) et du mobilier. Les points d'inertie caractérisent l'amplitude de variation du flux thermique par m^2 de plancher pour une variation intérieure de température de 1°C . Ils sont exprimés en $\text{W}/(\text{m}^2.\text{K})$. Pour construire les deux variantes inertie faible et lourde, les types de matériaux et les épaisseurs associées ont été choisies pour correspondre aux classes d'inertie (Tableau 23). Avec 9 points et 14 points d'inertie, les bâtiments conçus entrent dans les classes d'inertie légère et lourde définies par la RT2005.

Tableau 23 : Composition des murs selon les variantes inertie faible (LI) et inertie lourde (HI).

Type de paroi	Bâtiment inertie légère - LI		Bâtiment inertie lourde - HI	
	Composition	Points d'inertie W/(m ² .K)	Composition	Points d'inertie W/(m ² .K)
Plancher sous toiture	Laine de verre 16 cm + Faux plafond fibre de roche 2cm	1	Laine de verre 16 cm + Faux plafond fibre de roche 2cm	1
Plancher bas	Plancher hourdis béton 16cm + Plancher chauffant moyen de 6cm	5	Plancher hourdis béton 16cm + Plancher chauffant moyen de 6cm	5
Mur extérieur	Isolation intérieure : maçonnerie 20cm (blocs creux béton) + complexes de doublages 8 cm + plaques de plâtre	1	Isolation extérieure : complexes de doublages 8 cm + maçonnerie 20cm (blocs creux béton) + plaques de plâtre	3
Cloisons	Cloison alvéolaire à parement de plâtre 1 cm sur chaque face	1	Brique creuse 5 cm enduite	4
Mobilier	Valeur forfaitaire RT	1	Valeur forfaitaire RT	1
	Total	9	Total	14

Les surfaces vitrées sont réparties selon le bâtiment de référence de la RT2005 avec 40 % de surface vitrée au Sud et 20 % sur les autres façades. En respectant cette répartition, les surfaces vitrées des bâtiments simulés sont définis dans le tableau suivant :

Tableau 24 : Répartition des surfaces vitrées selon les variantes LS et HS.

Orientation	Bâtiment surface vitrée faible - LS		Bâtiment surface vitrée importante - HS	
	Sv [m ²]	Sv/S _{façade} [%]	Sv [m ²]	Sv/S _{façade} [%]
Nord (20 %)	1.8	5	3.6	10
Sud (40 %)	3.6	10	7.2	20
Est (20 %)	1.8	7.5	3.6	15
Ouest (20 %)	1.8	7.5	3.6	15

Les deux bâtiments obtenus présentent 9 m² et 18 m² de surfaces vitrées totales, soit un ratio de 9 % et 18 % de la surface habitable. Ces ratios peuvent être comparés au minimum de surface vitrée imposé par la RT 2012 qui est de 17 % de la surface habitable.

3.4.3.2 Résultats des simulations saisonnières

Le régulateur prédictif est comparé à un régulateur conventionnel sur une saison de chauffage complète avec les quatre typologies de bâtiment présentées au chapitre précédent. La météo choisie est celle de Nancy. La saison de chauffage s'étend du 1^{er} octobre au 30 avril.

Le régulateur conventionnel BF est une régulation en boucle fermée sur la température ambiante. Bien que ce régulateur ne soit pas le plus représentatif des systèmes de PAC géothermiques, il permet une comparaison plus objective contrairement au régulateur basé sur une loi d'eau dont les performances dépendent des paramètres choisis. La consigne est fixée à $20^\circ\text{C} \pm 0.5^\circ\text{C}$. Le régulateur prédictif ANN est régi par la fonction de coût suivante :

$$J = \sum_{k=1}^6 0.8^k \left[\left(\frac{\hat{T}_i(k) - 20}{0.5} \right)^2 + \frac{\hat{P}_{el}(k)}{1500} \right] \quad (42)$$

$$\text{soumis à } 18 \leq \hat{T}_i(k) \leq 22 \quad (43)$$

Les réseaux de neurones sont actualisés tous les 15 jours sur les données des 30 jours précédents. Pour le premier mois de simulation, les réseaux de neurones sont entraînés hors-ligne sur les données du mois d'octobre obtenues avec le régulateur conventionnel.

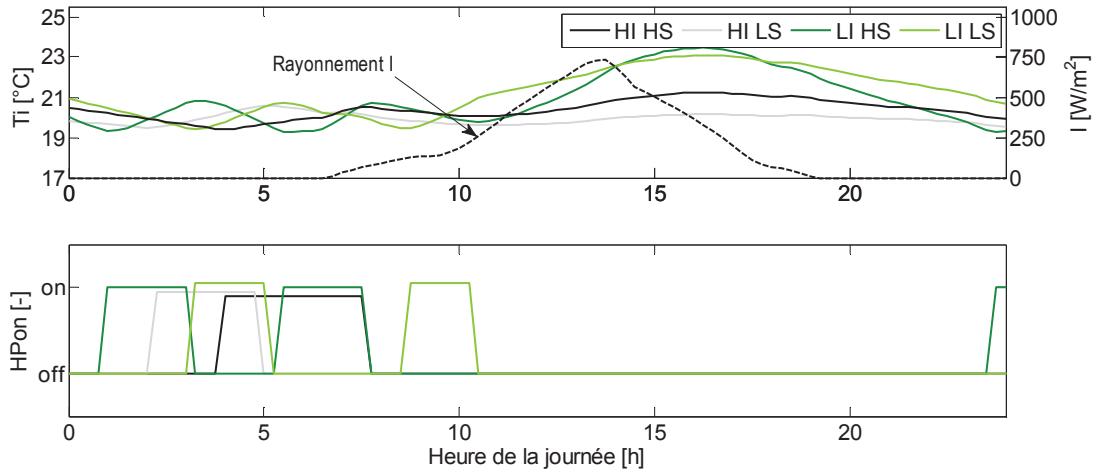


Figure 77 : Température ambiante et commande PAC. Régulateur BF. 15 octobre.

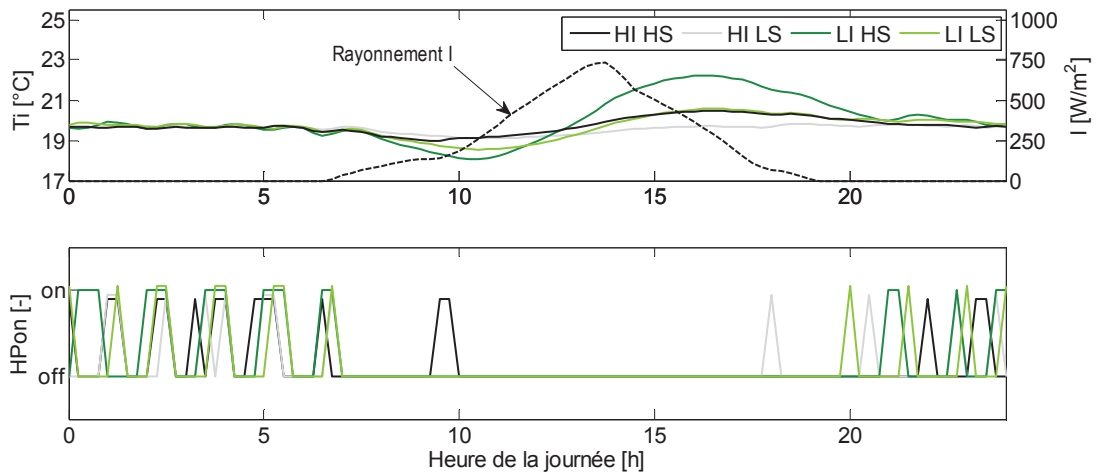


Figure 78: Température ambiante et commande PAC. Régulateur ANN. 15 octobre.

La Figure 77 montre l'évolution de la température ambiante lors d'un jour type du mois d'octobre avec le régulateur conventionnel BF. Les deux bâtiments à faible inertie LI-HS et LI-LS présentent logiquement des surchauffes plus importantes que les bâtiments à forte inertie. Cette journée-ci, la température ambiante monte jusqu'à 23,6°C pour les bâtiments légers et seulement 21°C pour les bâtiments plus lourds en fin d'après-midi. L'influence du taux de vitrage est également visible avec des surchauffes légèrement plus prononcées pour les bâtiments HI-HS et LI-HS.

En comparaison, les dépassements de consigne sont amortis par le régulateur ANN sur cette même journée (Figure 78). La forte inertie des bâtiments HI-HS et HI-LS est utilisée pour décharger le bâtiment avant qu'interviennent les apports solaires. Dans ces deux cas, une faible baisse de température (19°C) en fin de matinée est suffisante pour éviter la surchauffe. En revanche, les bâtiments à faible inertie nécessitent un abaissement plus important de la température à 18°C pour contrer les gains solaires. Dans le cas spécifique LI-HS d'un bâtiment à faible inertie avec d'importants gains solaires, la surchauffe est amoindrie (22°C au lieu de 23,5°C avec le régulateur conventionnel) mais ne peut être totalement évitée. Il faudrait pour cela un horizon de prévision plus grand et permettre un abaissement plus important de la température dans les contraintes de la fonction de coût. Le niveau de confort s'en trouverait toutefois altéré avec des risques de sous-refroidissement le matin.

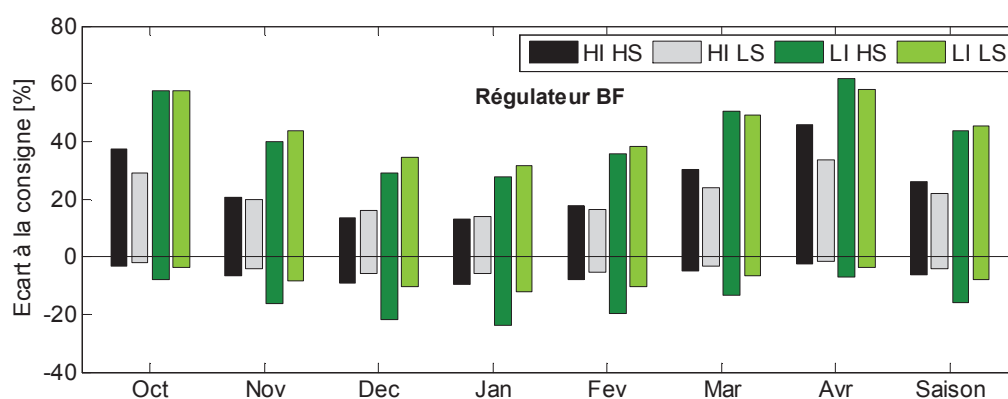


Figure 79 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le type de bâtiment. Régulateur BF.

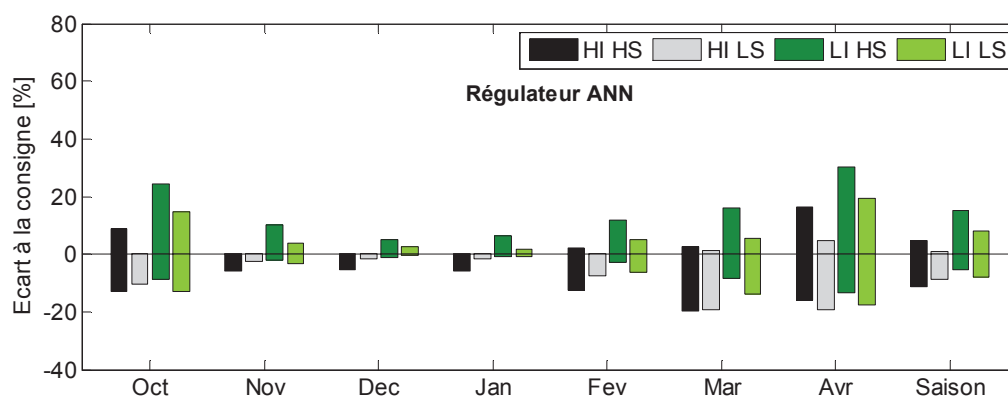


Figure 80 : Pourcentage d'heures d'écarts à la consigne selon le type de bâtiment. Régulateur ANN.

Les écarts à la consigne selon chaque régulateur sont représentés en Figure 79 et Figure 80. Les valeurs positives correspondent au temps où $T_i > 20.5^\circ\text{C}$ et les valeurs négatives $T_i < 19.5^\circ\text{C}$. Les remarques suivantes peuvent être faites :

- Les dépassements de consigne sont plus importants avec les bâtiments légers HI-LS et LI-LS. Avec le régulateur BF, les dépassements de consigne représentent environ 45 % du temps sur la saison pour les bâtiments légers et 25 % pour les bâtiments lourds.
- Le régulateur ANN permet de réduire significativement ces dépassements de consigne à environ 10 % pour les bâtiments légers et 3 % pour les bâtiments lourds.
- Contrairement à ce qui était attendu, l'influence des gains solaires sur les dépassements de consigne est faible. Cela provient du fait que dans les bâtiments à forts gains solaires HI-HS et LI-HS les surfaces vitrées augmentent les déperditions. Cette augmentation des pertes thermiques rend les bâtiments HI-HS et LI-HS moins sensibles aux apports solaires lorsque la température extérieure est basse.
- Le temps passé sur la saison en dessous de la consigne est équivalent pour les deux régulateurs : en moyenne sur les quatre bâtiments 7 % avec BF et 8 % avec ANN ;
- Le temps passé en dessous de la consigne avec le régulateur ANN est supérieur durant les mois chauds d'intersaison : la température ambiante est abaissée en prévision de forts gains solaires.

Les gains en énergie de chauffage obtenus par le régulateur prédictif ANN selon le type de bâtiment apparaissent en Figure 81. Les gains saisonniers varient entre 7 % et 12 %. Durant les mois chauds, les gains en chauffage peuvent atteindre jusqu'à 23 %. Le bâtiment LI-HS présente les gains énergétiques les plus faibles : l'inertie du bâtiment est trop faible pour permettre une bonne gestion des apports solaires. Les bâtiments lourds HI-HS et HI-LS offrent sensiblement les mêmes gains énergétiques, l'influence des gains solaires sur les dépassements de consigne avec le régulateur BF étant faible. Enfin le bâtiment LI-LS présente le gain énergétique le plus élevé. L'inertie disponible est suffisante pour une récupération optimale des gains solaires.

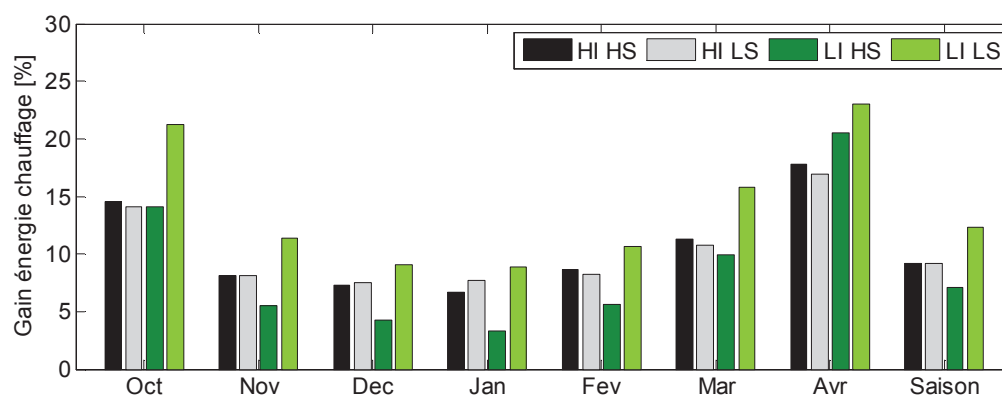


Figure 81 : Gains en énergie de chauffage offerts par le régulateur ANN.

Les principaux résultats en termes de consommations et de gains énergétiques sont consignés dans le Tableau 25. La consommation électrique totale intègre le compresseur et les deux circulateurs. Le SPF avec le régulateur ANN est légèrement supérieur du fait de cycles plus courts de la PAC. Les gains en électricité totale consommée sont donc plus élevés que les gains en chauffage dans les cas présents.

Tableau 25 : Consommations et SPF saisonniers selon le régulateur et le type de bâtiment.

	Conso. chauffage [kWh]		Conso. électrique totale [kWh]		SPF global [-]		Gain chauffage ANN [%]	Gain élec. total ANN [%]
	BF	ANN	BF	ANN	BF	ANN		
HI-HS	11690	10620	3220	2840	3,63	3,74	9.2	11.8
HI-LS	8070	7324	2150	1880	3,75	3,90	9.2	12.6
LI-HS	11850	11016	3230	2970	3,67	3,71	7.0	8.0
LI-LS	8130	7134	2150	1860	3,78	3,84	12.3	13.5

3.4.4 Bilan des performances saisonnières du régulateur ANN

Ce chapitre a permis de tester le régulateur prédictif sur une saison complète de chauffage pour différents climats et types de bâtiment. Les conclusions générales suivantes peuvent être retenues :

- Les gains en énergie de chauffage sont dus à une meilleure utilisation des apports solaires avec le régulateur ANN ;
- Plus le climat est chaud et ensoleillé, plus les gains énergétiques sont élevés ;
- L'inertie du bâtiment doit être assez grande pour permettre au régulateur prédictif de réduire les surchauffes dues aux apports solaires ;
- Dans le cas d'un bâtiment fortement inerte avec d'importants apports solaires, l'horizon de prévision de 6 h est parfois trop court pour anticiper et amortir certaines surchauffes ;
- La température ambiante est sur la saison en moyenne 30 % du temps au-dessus de la consigne avec le régulateur conventionnel et 5 % avec le régulateur prédictif ;
- Les gains en chauffage évoluent tout au long de la saison : ils peuvent atteindre 25 % en intersaison alors qu'ils ne sont que d'environ 5 % durant les mois les plus froids.
- De manière globale, le régulateur prédictif permet un gain en énergie de chauffage sur la saison entre 6 % et 15 % ;

CHAPITRE 4 : DEVELOPPEMENT D'UNE METHODE DE TEST DE REGULATEURS DE POMPES A CHALEUR GEOTHERMIQUES

Ce dernier chapitre s'intéresse au développement de la méthode de test des régulateurs. Pour valider la méthode dans des conditions les plus réalistes possibles, l'environnement simulé de test est calibré par des mesures in-situ. La méthode est ensuite développée et validée par simulation. L'implémentation de la méthode est enfin réalisée sur le banc d'essai semi-virtuel avec une PAC réelle.

4.1 Objectifs de la méthode développée

La méthode doit permettre de répondre aux objectifs suivants :

- L'environnement de test doit être reproductible et le plus réaliste possible. Pour cela, la partie virtuelle est calibrée par des mesures in-situ ;
- Les performances saisonnières en respect de la consigne et en gains énergétiques doivent être estimées en quelques jours de test ;
- Le test doit être applicable à un prototype physique de régulateur de chauffage de type « boîte noire » ;

L'étape de calibration n'est réalisée qu'une seule fois en amont des tests.

4.2 Calibration de l'environnement virtuel du test par des mesures in-situ

Jusqu'à présent, le régulateur a été testé par simulation sur un cas fictif. Les modèles TRNSYS utilisés ont été validé séparément, mais la simulation globale n'a pas fait l'objet d'une validation par des mesures. Il apparait donc nécessaire d'obtenir une simulation d'un système complet de PAC dont le comportement se rapproche le plus possible d'un système réel. Le régulateur pourra alors être testé sur un système dont la dynamique est au plus proche d'une PAC réelle (durée des cycles du compresseur) et en utilisant la réponse thermique d'un bâtiment réel mesuré et l'inertie réelle du plancher chauffant. Les modèles obtenus seront intégrés dans l'environnement virtuel du test.

La calibration des modèles a fait l'objet d'une publication par Salque [73] ainsi que la comparaison des régulateurs sur le banc semi-virtuel [79].

4.2.1 Instrumentation d'une maison individuelle

Les mesures in situ qui servent à la calibration des modèles proviennent d'une maison individuelle située à Marck (Pas-de-Calais, France). La période d'instrumentation prise en compte pour la calibration s'étend de décembre 2011 à Mars 2012. Le bâtiment est mitoyen avec une maison identique (Figure 82 et Figure 83). Il s'agit d'une maison récente de deux niveaux relativement bien isolée (conforme au label BBC 2005) dont les caractéristiques sont les suivantes :

- Surface habitable : 98 m² ;
- Mur extérieur : Briques (11 cm), lame d'air (3 cm), béton cellulaire (11 cm), laine de verre (10 cm), lame d'air (8 cm), Plaque de plâtre (1.3 cm). Coefficient $U=0.18$ W.m⁻².K⁻¹ ;

- Caractéristiques des ouvrants : Double vitrage ($U\text{-value} = 1.5 \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-1}$) ;
- Répartition des ouvrants : Nord 7 %, Sud 10 %, Est 17 %, Ouest 0 % ;
- Ventilation simple flux hygro B ;
- Chauffage par PAC géothermique de 8.5 kW en chaud couplée à un plancher chauffant ;
- Sonde géothermique verticale en double U de 100 m.

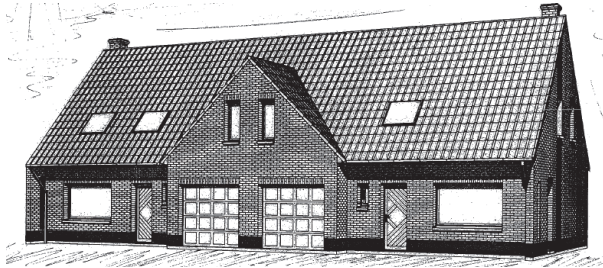


Figure 82 : Vue de face de la maison instrumentée.

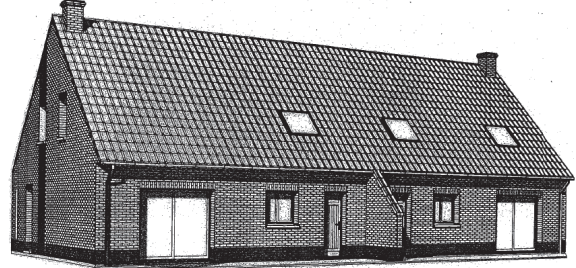


Figure 83 : Vue arrière de la maison instrumentée.

Un kit de suivi développé et mis en place par le CSTB permet l'acquisition de données toutes les 10 secondes afin d'être traitées puis transférées toutes les minutes sur un serveur. Les débits et températures aller/retour du fluide côté sondes géothermiques et côté plancher chauffant sont mesurés ainsi que les consommations électriques des circulateurs et du compresseur de la PAC (Figure 84). Les températures d'air extérieur et ambiant sont également relevées. Le rayonnement solaire global horizontal est obtenu à partir d'images satellites grâce au service SODA (Solar Irradiation Database) développé au Centre Energétique et Procédés de Mines ParisTech [80].

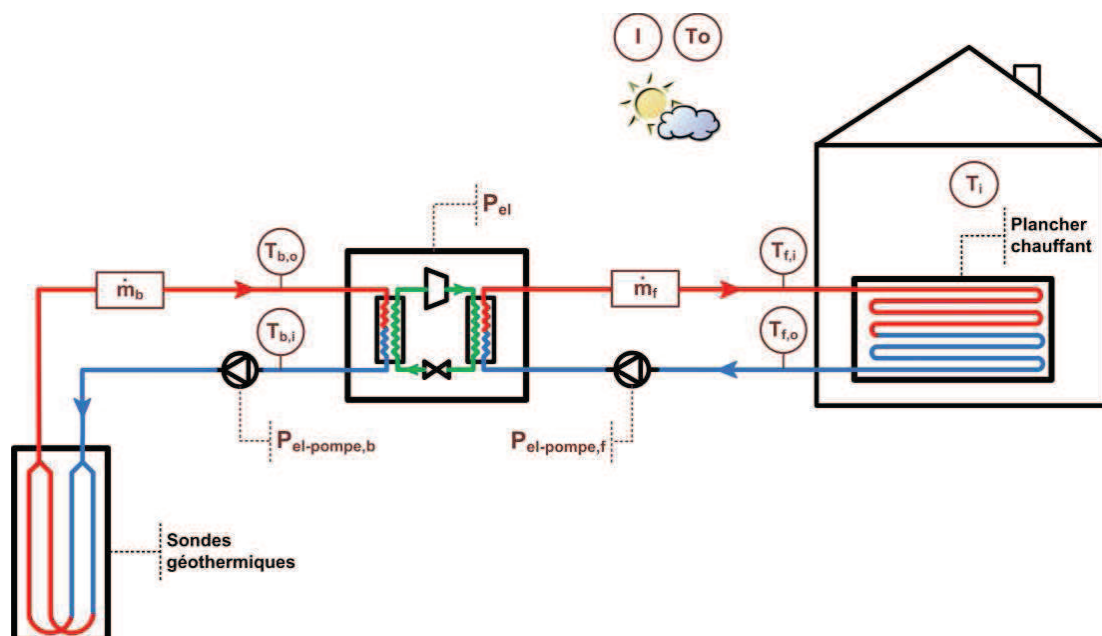


Figure 84: Mesures effectuées sur l'installation réelle.

4.2.2 Calibration du modèle de sondes

Le modèle de sondes utilisé est un modèle 3D en différences finies développé sous Matlab/Simulink. Il consiste en un maillage 3D du sol (conduction seule) couplé à un modèle de tube. Ce modèle est détaillé au chapitre 2.5.1. Le Tableau 26 montre les principaux paramètres du modèle. Les paramètres de conception de l'installation comme le rayon du forage, la longueur ou le diamètre des sondes sont supposés parfaitement connus et donc fixés. Pour simplifier le problème, certains paramètres de modélisation comme le découpage du domaine de sous-sol sont également fixés. Le paramètre R_b , bien qu'étant un paramètre important, est également fixé pour réduire le nombre de variables.

Tableau 26 : Paramètres fixes et variables du modèle de sondes.

PARAMETRES	TYPE	VALEURS	UNITES	COMMENTAIRES
Rayon du forage	Fixé	0.08	[m]	
Rayon du domaine	Fixé	30	[m]	
Nombre de sous-volumes	Fixé	25	[-]	Sous-volumes du domaine d'étude
Résistance équivalente du forage R_b	Fixé	0.10	[m.K/W]	Valeur moyenne
Conductivité du sol	Variable	min = 0.3 max = 3	[W/(m.K)]	De sol sec à humide
Capacité thermique du sol	Variable	min = 800 max = 2800	[J/(kg.K)]	De sol sec à humide
Longueur des sondes	Fixé	100	[m]	
Température initiale du sol	Variable	min = 10 max = 14	[°C]	
Diamètre des sondes	Fixé	0.026	[m]	
Epaisseur des sondes	Fixé	0.003	[m]	

Les inconnues sont la conductivité et la capacité thermique ainsi que la température initiale du sol. Ces paramètres sont ajustés dans une plage de valeurs physiquement cohérente. La température d'entrée des sondes $T_{b,i}$ mesurée et le débit mesuré \dot{m}_b sont mis en entrée du modèle. La procédure d'ajustement consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne sur la température de sortie entre modèle et mesures lors des cycles de fonctionnement de la PAC :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (T_{b,o\text{modèle}}(t) - T_{b,o\text{mesure}}(t))^2}{n}} \quad (44)$$

Avec :

$T_{b,o\text{modèle}}(t)$ [°C] température de sortie des sondes selon le modèle à l'instant t ;

$T_{b,o\text{mesure}}(t)$ [°C] température de sortie des sondes mesurée à l'instant t ;

Il s'agit d'un problème de minimisation d'une fonction à plusieurs variables soumise à des contraintes, dont la résolution s'effectue sous Matlab avec la fonction `fminsearchbnd`. Les données mesurées du mois de mars servent à l'identification des paramètres. Les valeurs minimisant RMSE sont alors :

- Conductivité du sol : $\lambda = 2.2 \text{ W/(m.K)}$;
- Capacité thermique du sol : $c_p = 2180 \text{ kJ/(kg.K)}$;
- Température initiale du sol : $T_{\text{ini}} = 12.2^\circ\text{C}$.

La Figure 85 montre la bonne concordance entre modèle et mesures. L'erreur RMS sur la température de sortie est de 0.41°C sur le mois. L'erreur en termes d'énergie extraite au sol est inférieure à 1 %. Il faut cependant noter que le modèle n'est validé que sur des cycles courts de la PAC. La validation de la dynamique du sol à long terme nécessiterait une comparaison sur une période plus longue.

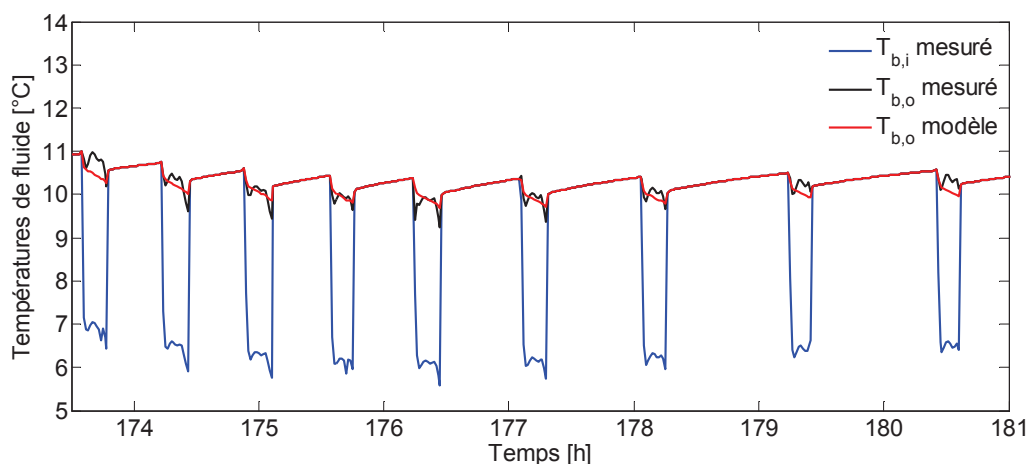


Figure 85 : Comparaison entre modèle et mesures de la température de sortie des sondes.

4.2.1 Calibration croisée des modèles de plancher chauffant et de bâtiment

Le plancher chauffant et le bâtiment sont interdépendants : la température de surface de l'un est liée aux températures de surface des murs et à la température ambiante de l'autre. Il en résulte que l'identification des paramètres du plancher chauffant ne peut se faire sans prendre en compte l'impact sur la température ambiante.

4.2.1.1 Présentation des paramètres des modèles

Le bâtiment a été modélisé avec le modèle multizone de Simbad via l'interface SimBDI [81] à partir des plans de la maison et des données liées à la composition des murs et des vitrages. En raison de nombreuses inconnues liées à la présence d'occupants (ouverture des fenêtres,

gains internes, position des stores, etc.) ainsi qu'à l'emplacement de la sonde de température ambiante (boîtier amovible), un modèle simple monozone a été retenu. La conception est faite en 2D, il faut compléter la hauteur des murs en y intégrant les surfaces vitrées. Le bâtiment intègre un modèle de plancher chauffant 2D en différences finies déjà détaillé au chapitre 2.5.1.

Tableau 27 : Paramètres fixes et variables des modèles de plancher chauffant et de bâtiment.

PARAMETRES	TYPE	VALEURS	UNITES	COMMENTAIRES
PLANCHER CHAUFFANT				
Surface	Fixé	98	[m ²]	
Δ_{pipe}	Variable	min = 0.1 max = 0.4	[m]	Espacement entre tubes
Diamètre des tubes	Fixé	0.016	[m]	
T _{down}	Fixé	15	[°C]	Condition limite sous le plancher
Couche 1 : carrelage	Fixé	[1 1800]	[W/(m.K) kJ/K]	Propriétés : [λ ₁ m.Cp ₁]
Couche 2 : Chape avec tubes	Variable	min = [0.9 5000] max = [2 20000]	[W/(m.K) kJ/K]	Propriétés : [λ₂ m.Cp₂]
Couche 3 : isolant	Fixé	[0.025 330]	[W/(m.K) kJ/K]	Propriétés : [λ ₃ m.Cp ₃]
Couche 4 : hourdis	Fixé	[1.6 18000]	[W/(m.K) kJ/K]	Propriétés : [λ ₄ m.Cp ₄]
BATIMENT				
Géométrie / Orientation	Fixé	[-]	[-]	Lu sur plan
Murs extérieurs	Fixé	[-]	[-]	Lu sur plan
Position des stores	Variable	Min = 0 Max = 1	[-]	0 : ouvert 1 : fermé
Ventilation	Variable	[0.2 0.5]	[vol/h]	Ventilation réelle hygro-ajustable
Apports internes	Fixé	10	[W/m ²]	Valeur moyenne lissée

Les principaux paramètres de ces modèles sont regroupés dans le Tableau 27. Les paramètres de conception tels que la géométrie du bâtiment ou la composition des murs extérieurs sont supposés parfaitement connus et fixés. Le taux d'humidité de l'air intérieur n'étant pas mesuré, la ventilation réelle hygro-ajustable est modélisée par une ventilation simple flux à débit d'air constant. Il s'avère que l'ajustement simultané du taux de ventilation et des apports internes est impossible, ces deux paramètres se compensant mutuellement. Pour remédier à ce problème, les gains internes sont fixés à une valeur moyenne constante alors que le taux de ventilation est estimé.

La composition des différentes couches du plancher chauffant est connue dans une plage d'incertitude. Les simulations ont montré que l'ajustement de la couche 2 (chape avec tubes)

est suffisant pour caler le modèle. Un autre paramètre crucial pour l'ajustement du plancher chauffant est l'espacement entre tubes Δ_{pipe} .

4.2.1.2 Procédure d'identification des paramètres

Sans mesure de la température de surface du plancher chauffant, les modèles de plancher chauffant et bâtiment doivent être ajustés en parallèle. Une méthode d'identification itérative est ici proposée.

Une étude préliminaire sur l'influence des paramètres des principaux paramètres du plancher chauffant est d'abord effectuée. La Figure 86 permet de visualiser l'influence des paramètres espacement Δ_{pipe} , conductivité λ_2 et inertie $m.Cp_2$ sur la température de retour du fluide $T_{f,o}$ et la température de surface T_{surf} du plancher chauffant lors d'une série de cycles de la PAC. L'espacement entre tubes est le paramètre le plus influent sur les deux sorties du modèle. Le paramètre Δ_{pipe} est en effet proportionnel à la surface d'échange entre tubes et plancher chauffant. A l'inverse, λ_2 a un effet limité sur $T_{f,o}$ et T_{surf} . L'inertie thermique $m.Cp_2$ est un paramètre intéressant puisqu'il agit fortement sur T_{surf} , et donc sur la température ambiante, et a un effet limité sur $T_{f,o}$. Autrement dit, $m.Cp_2$ peut être utilisé pour ajuster le modèle de bâtiment sans avoir un impact significatif sur la température de sortie du plancher.

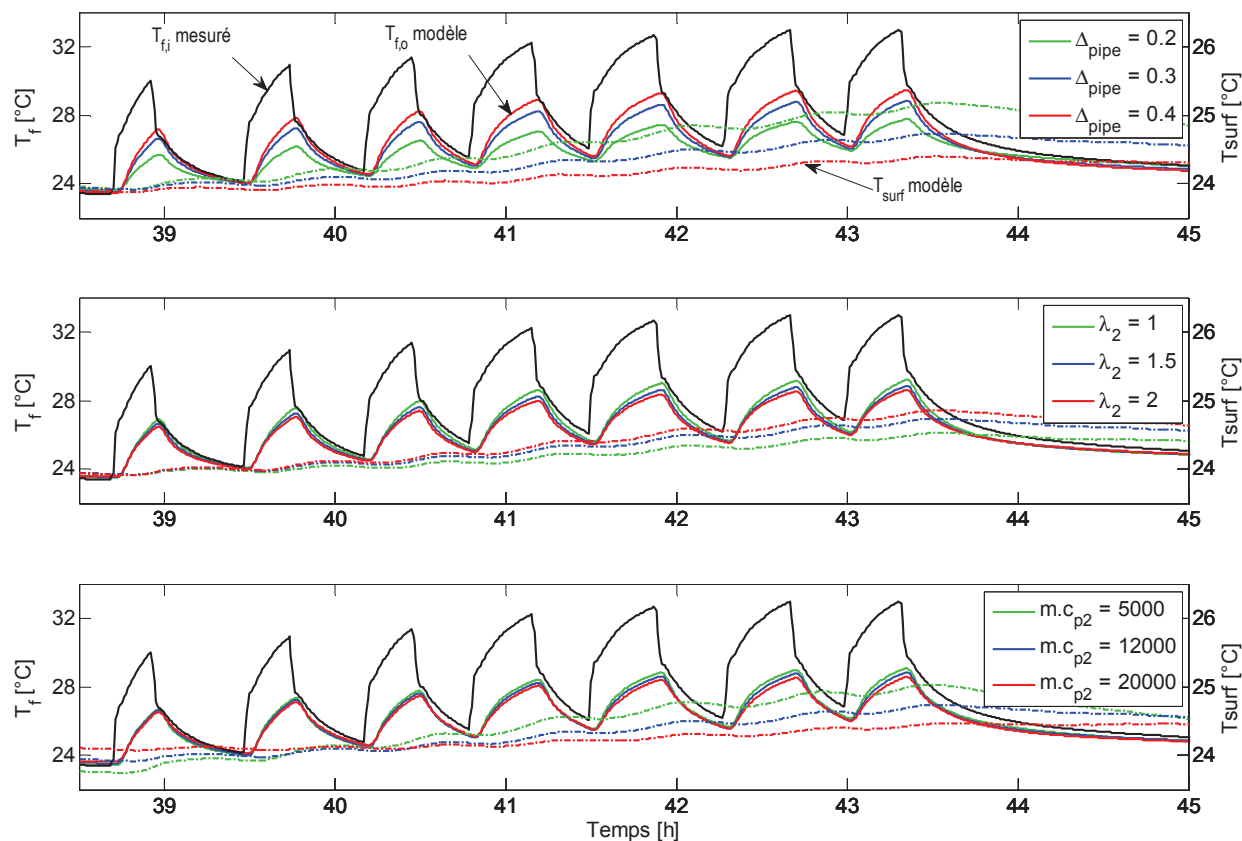


Figure 86 : Influence des principaux paramètres (Δ_{pipe} , λ_2 et $m.c_{p2}$) sur $T_{f,o}$ et T_{surf} .

Partant de ce constat, la méthode itérative d'ajustement des modèles est proposée en Figure 87. La première étape consiste à définir les paramètres fixes du plancher et du bâtiment (géométrie, murs extérieurs, etc.). Le paramètre $m.Cp_2$ est initialisé à une valeur moyenne.

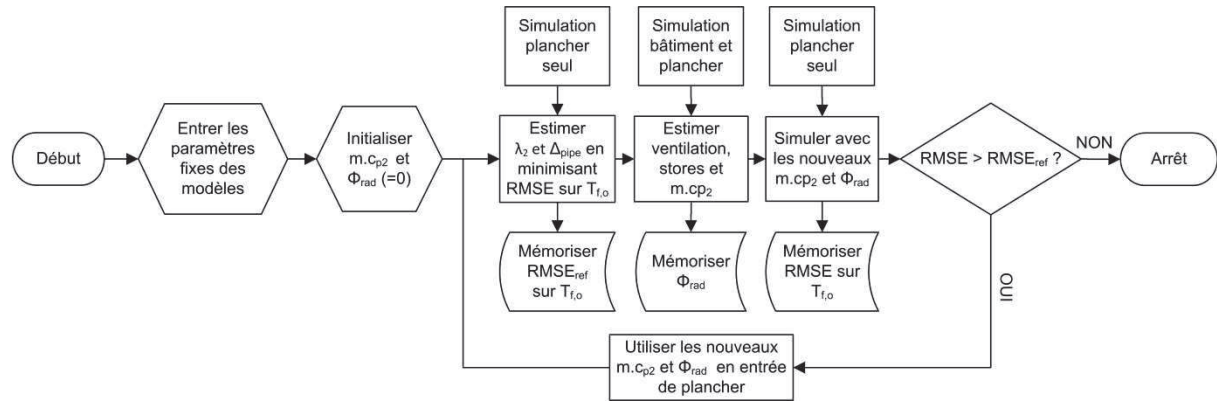


Figure 87 : Procédure d'identification des paramètres du plancher chauffant et du bâtiment.

Le flux radiatif net émis à la surface du plancher chauffant Φ_{rad} est initialisé à une valeur nulle, seul l'échange convectif avec la température ambiante pouvant être calculé. Les paramètres Δ_{pipe} et λ_2 sont estimés en minimisant l'erreur RMS sur $T_{f,0}$. Le plancher chauffant est ensuite couplé au modèle de bâtiment. Les paramètres variables du bâtiment ainsi que l'inertie $m.Cp_2$ du plancher sont estimés par minimisation de l'erreur sur T_i . Le plancher chauffant est une dernière fois simulé avec les nouveaux paramètres $m.Cp_2$ et Φ_{rad} pour vérifier si l'erreur RMS sur $T_{f,0}$ a augmenté. Si l'erreur est plus grande, il faut recommencer le processus d'identification avec les nouveaux paramètres identifiés. Dans la présente étude, deux itérations ont été nécessaires pour arriver à convergence. La Figure 88 compare le modèle après calibration aux mesures.

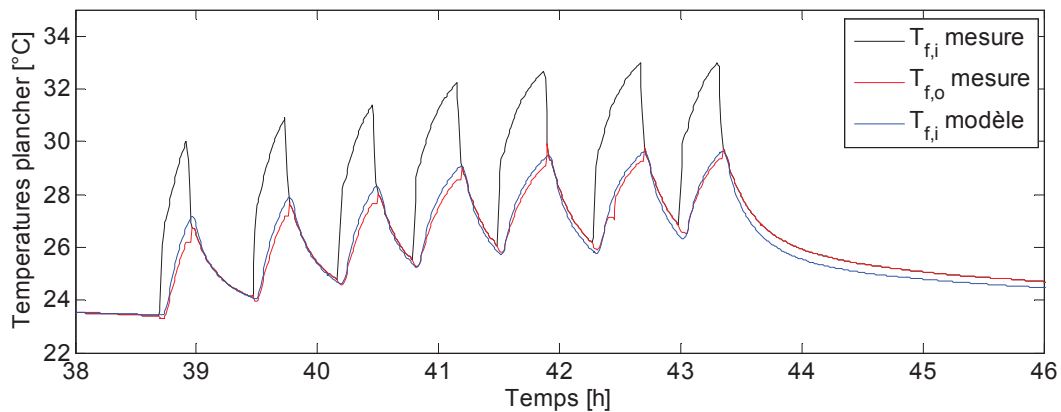


Figure 88 : Comparaison entre modèle et mesures de la température de sortie du plancher chauffant.

Le jeu de paramètres obtenu est le suivant :

- Pas de pose : $\Delta_{pipe} = 0.33$ m ;
- Conductivité de la chape : $\lambda_2 = 1.9$ W/(m.K) ;
- Inertie de la chape : $m.Cp_2 = 8950$ kJ/K ;

- Taux de ventilation : 0.36 vol/h;
- Position des stores : 0.8 [-].

On notera toutefois que le pas de pose obtenu n'est pas très réaliste, les valeurs usuelles étant plutôt entre 10 et 25 cm. Il est probable que cet écart provienne soit d'une compensation entre paramètres, soit des simplifications du modèle (2D, pas d'effets de bord, etc.).

4.2.2 Identification du modèle de PAC

Le COP compresseur de la PAC est modélisé par le polynôme suivant proposé par Partenay [5] :

$$\text{COP} = a.T_{\text{evap}} + b.T_{\text{cond}} + c \quad (45)$$

Avec :

T_{evap} [°C] température moyenne du fluide côté évaporateur ;

T_{cond} [°C] température moyenne du fluide côté compresseur ;

La puissance électrique du compresseur dépend principalement de la température au condenseur :

$$P_{\text{el}} = d.T_{\text{cond}}^2 - e.T_{\text{cond}} + f \quad (46)$$

Les coefficients a, b, c, d, e, f sont estimés par la méthode des moindres carrés sur les données mesurées du mois de mars ($a=5.09, b=0.16, c=-0.05, d=-81.9, e=66.9, f=-0.55$). La comparaison entre modèle et mesures est donnée en Figure 89 et Figure 90.

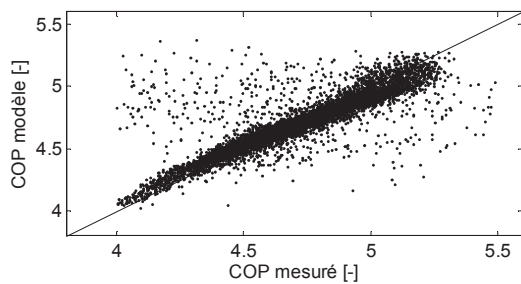


Figure 89 : Comparaison entre COP modèle et COP mesuré

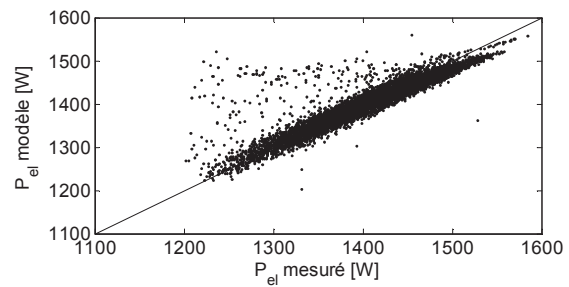


Figure 90 : Comparaison entre puissance compresseur P_{el} modèle et mesuré

Le modèle est toutefois validé sur une gamme restreinte de données. Les valeurs mesurées de T_{evap} sont comprises entre 4°C et 10°C alors que T_{cond} évolue entre 24°C et 34°C.

4.2.3 Comparaison entre simulation globale et mesures

Les modèles identifiés sont intégrés dans une simulation globale sous Matlab/Simulink. Le mois de mars est simulé et comparé aux mesures. Pour synchroniser mesures et modèle afin de rendre la comparaison possible, le signal de contrôle on/off mesuré de la PAC est appliqué à la PAC simulé. De cette manière, les différences entre simulation et mesures sont uniquement dues aux modèles de composants et non à un écart du à la régulation. L'estimation de la loi d'eau compensée réelle est de plus rendue impossible par l'action des occupants sur la consigne de température ambiante.

La Figure 91 offre une comparaison des données mesurées et simulées. Le premier graphique en partant du haut montre un comportement thermique satisfaisant du bâtiment. Les dynamiques du bâtiment en réponse à des cycles de chauffage sont similaires. L'erreur RMS sur T_i est de 0.63°C . Les graphiques du milieu comparent les puissances moyennes lors des cycles de la PAC. Une légère dérive de la puissance prélevée au sol apparaît au fil du mois. Cependant, l'évolution des puissances durant une série de cycles de la PAC est bien restituée. L'énergie délivrée au plancher est de 558 kWh selon la simulation et 541 kWh selon les mesures, soit 3.1 % d'écart. Le SPF est d'abord surestimé par le modèle en début de simulation : cela est dû au fait que la température ambiante du modèle est plus basse, et donc les températures dans le plancher chauffant. La tendance s'inverse par la suite pour la même raison. Le coefficient de performance sur le mois de mars - SPF compresseur - obtenu par simulation est 4.28, au lieu de 4.21 pour le SPF mesuré.

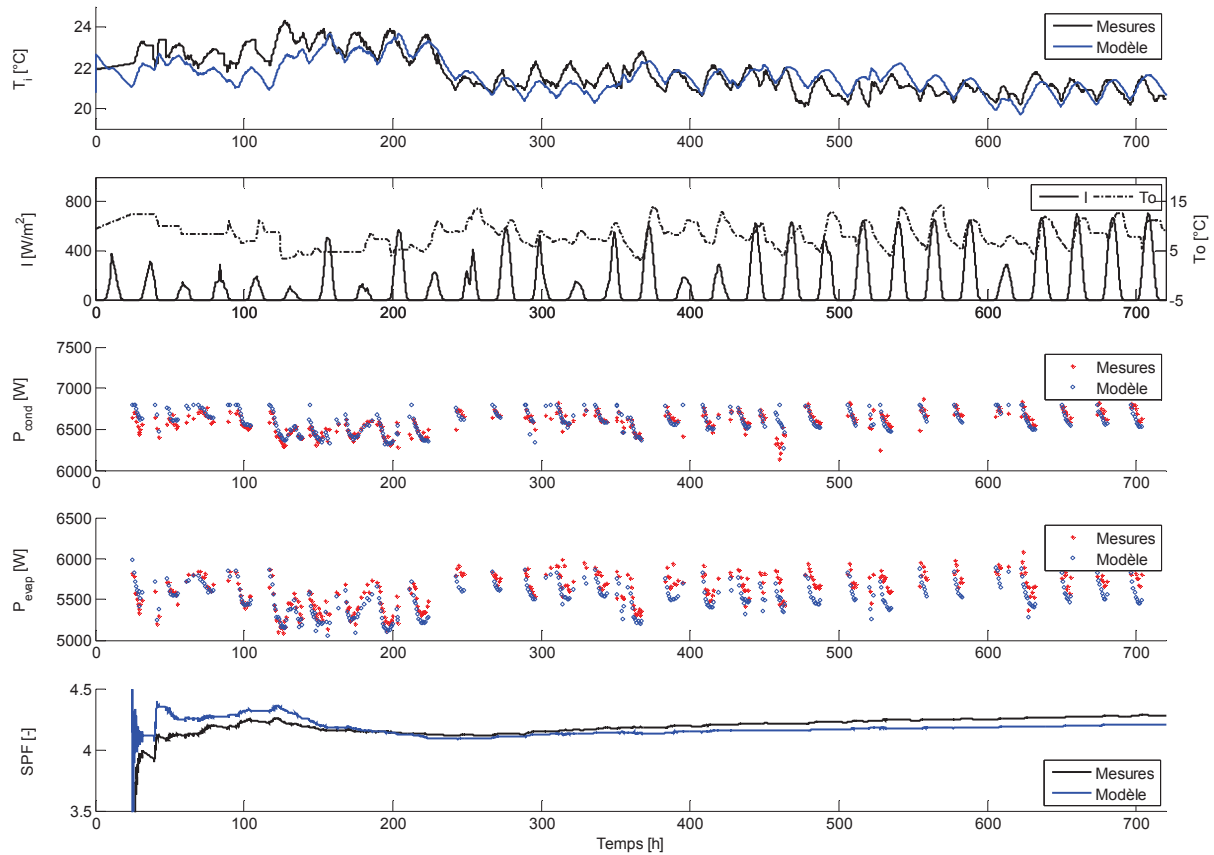


Figure 91 : Comparaison entre simulation globale et mesures. Mois de mars.

4.3 Développement de la méthode

4.3.1 Principe de la méthode

Une méthode innovante permettant de « mesurer » les performances annuelles (ou saisonnières) d'un régulateur à partir de quelques jours de tests est développée dans cette partie. Cette méthode se base sur un principe similaire à la méthode de test sur 12 jours [5] utilisée pour mesurer les performances de PAC géothermiques. Notre objectif est d'estimer le gain annuel en énergie de chauffage d'un régulateur à tester par rapport à un régulateur conventionnel. Il diffère donc de l'objectif de la méthode développée dans [5] pour les PAC géothermiques qui vise l'estimation du SPF annuel d'une PAC. Une nouvelle approche doit donc être définie.

La méthode est appliquée à la comparaison des performances sur une saison de chauffage du régulateur ANN développé dans cette thèse et du régulateur BF en boucle fermée sur la température ambiante. L'approche combine une simulation numérique de 7 mois (d'octobre à avril) couvrant l'ensemble de la saison de chauffage et un test du régulateur de 7 jours en temps réel. Chaque jour de test représente un jour « typique » du mois. Durant la simulation saisonnière, un jour chaque mois (jour type), la simulation est synchronisée en temps réel avec le banc d'essai (Figure 92). Lors de ce jour, la PAC réelle est connectée au banc d'essai qui émule l'environnement que nous avons calibré. Les performances du régulateur sont alors mesurées (une série de test pour le régulateur à tester et une pour le conventionnel).

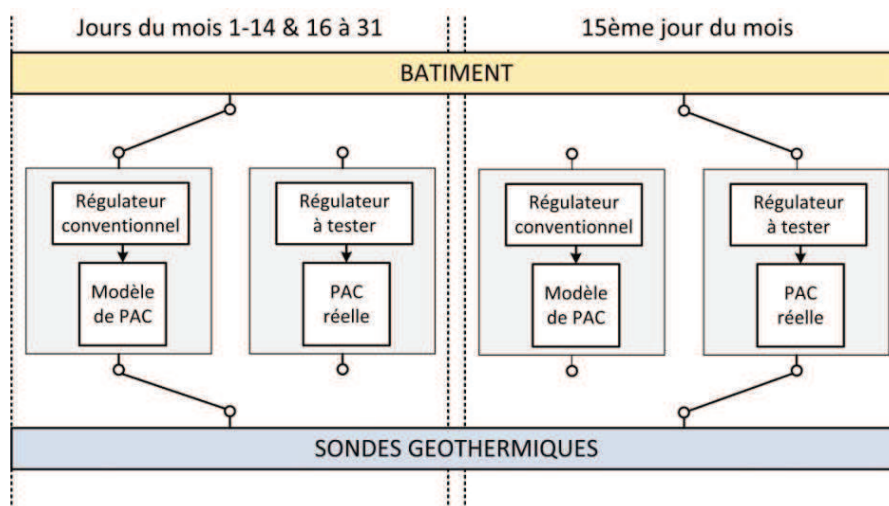


Figure 92 : Alternance entre régulateur conventionnel et régulateur à tester lors d'un essai. Le jour type est ici le 15^{ème} jour du mois à titre d'exemple.

La détermination des jours type est cruciale dans le développement de la méthode. Il faut choisir un jour du mois représentatif afin de pouvoir extrapoler les performances du jour-type au mois concerné. Les paramètres du jour-type sont les suivants :

- Emplacement dans le mois (numéro du jour) ;
- Météo du jour (température extérieure, rayonnement solaire horizontal direct et diffus) ;
- Eventuellement, météo du jour précédent pour mettre en régime le bâtiment.

Le résultat attendu correspond aux gains en énergie de chauffage obtenus par le régulateur ANN. En choisissant le gain en chauffage et non en consommation électrique, cette méthode serait applicable à tous les générateurs de chauffage (chaudière, convecteur électrique, PAC, etc.) et pas seulement aux PAC géothermiques.

Pour le choix des jours types, deux simulations saisonnières de référence sont effectuées une avec le régulateur BF, l'autre avec l'ANN : elles permettent d'obtenir les gains en chauffage en simulation classique (dits gains référence). L'objectif est donc d'arriver à définir pour chaque mois un jour type avec une météo type durant lequel le gain en chauffage se rapprochera le plus possible du gain mensuel de référence. Le principe de comparaison des gains entre jours types et simulation de référence est résumé en Figure 93. A droite de la figure, les régulateurs BF et ANN sont simulés sur la saison de chauffage avec la météo originale. A gauche, un jour type par mois, la météo type est appliquée aux deux régulateurs et les consommations en chauffage C_{BF} et C_{ANN} de ce jour sont relevées. Le gain du jour-type est alors comparé au gain de référence pour ce mois.

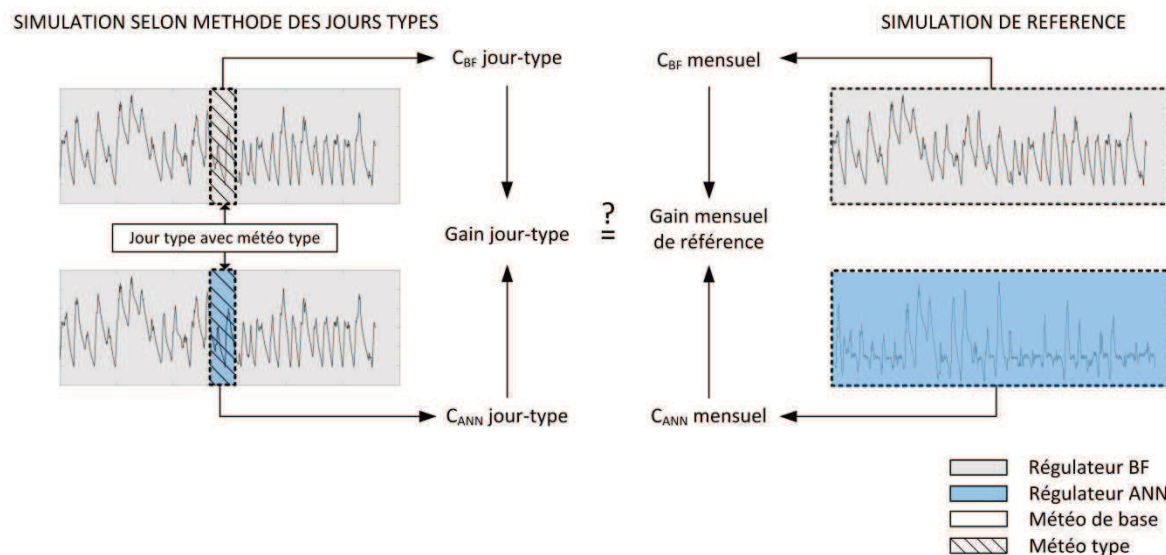


Figure 93 : Principe de comparaison des gains des jours types et des gains mensuels de référence. Les consommations en chauffage sont notées par la lettre C. Ce principe est reproduit chaque mois.

Les étapes de développement de la méthode sont donc les suivantes :

- Mise en place de simulations saisonnières de référence avec le régulateur conventionnel BF et le régulateur prédictif ANN. Ces simulations permettent de connaître les gains mensuels de référence en énergie de chauffage délivrée au bâtiment ;

- Choix de jours-types ;
- Analyse par simulation des séquences développées. La comparaison entre les gains obtenus à partir des jours types et les gains mensuels de référence permettent de déterminer la séquence de jour la plus adaptée ;
- Validation de la méthode par simulation sur un autre régulateur ;
- Réalisation d'un test semi-virtuel sur le banc d'essai.

4.3.2 Simulations saisonnières de référence

Des simulations de la saison complète de chauffage (du 1^{er} octobre au 31 avril) sont effectuées avec le régulateur BF et le régulateur ANN. Ces simulations serviront de référence pour choisir les jours-types. Le système simulé correspond à la simulation globale de la maison instrumentée à Marck décrite au chapitre 4.2 : il comprend les modèles identifiés de bâtiment, de PAC et de sondes géothermiques ainsi que les données météo réelles mesurées. Le régulateur conventionnel BF est un régulateur en tout ou rien sur la température ambiante dont la consigne est fixée à $22^{\circ}\text{C} \pm 0.5^{\circ}\text{C}$ (moyenne mesurée sur la saison). Les réseaux de neurones représentant le plancher chauffant, les sondes géothermiques, le bâtiment et la météo sont actualisés tous les 15 jours sur les données des 30 jours précédents. Le régulateur prédictif ANN est régi par la fonction de coût suivante :

$$J = \sum_{k=1}^9 0.8^k \left[\left(\frac{\widehat{T}_1(k) - 22}{0.5} \right)^2 + \frac{\widehat{P}_{el}(k)}{1500} \right] \quad (47)$$

$$\text{soumis à } 21 < \widehat{T}_1(k) < 23 \quad (48)$$

Les résultats des simulations saisonnières en termes d'écart à la consigne apparaissent en Figure 94. Les valeurs positives correspondent aux périodes où $T_i > 22.5^{\circ}\text{C}$, les valeurs négatives à $T_i < 21.5^{\circ}\text{C}$. Les durées sont exprimées en pourcentage de temps sur le mois concerné, ou sur la saison complète de chauffage. Sur la saison de chauffage, la consigne est dépassée durant plus de 30 % du temps avec le régulateur conventionnel, et seulement 3 % avec le régulateur prédictif. Le pourcentage de temps passé en dessous de la consigne est supérieur avec le régulateur prédictif (6 % contre 3 % avec le régulateur conventionnel). En effet, le régulateur prédictif abaisse la température quelques heures avant la prévision de gains solaires importants pour éviter les surchauffes l'après-midi. Les températures observées avec le régulateur ANN vont de 21°C (limite minimale autorisée par la contrainte (48)) à 23.2°C , et de 21.4 à 24.3°C pour le régulateur conventionnel.

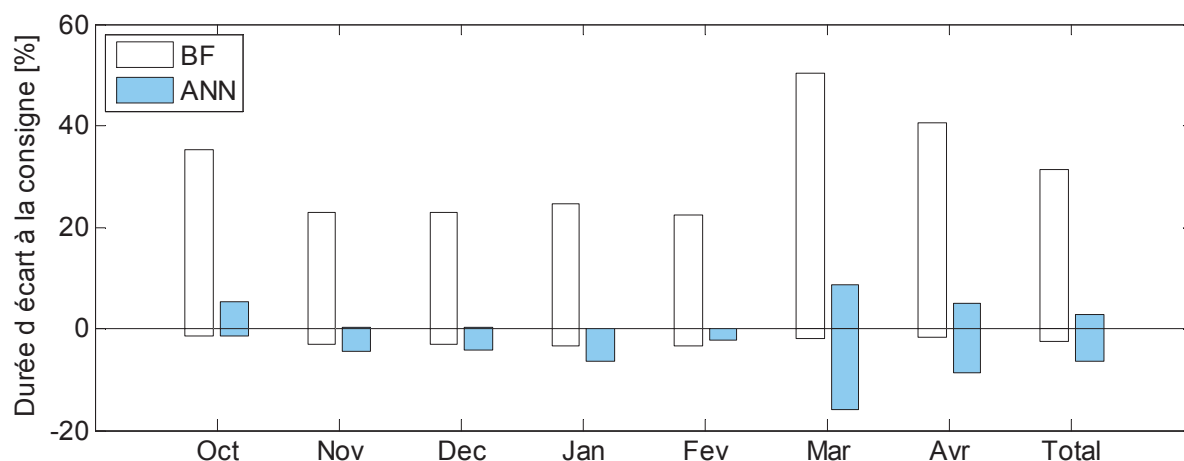


Figure 94: Ecart à la consigne en pourcentage de temps par mois et sur la saison de chauffage. Les valeurs positives correspondent aux périodes où $T_i > 22.5^\circ\text{C}$, les valeurs négatives à $T_i < 21.5^\circ\text{C}$.

La comparaison des consommations mensuelles en chauffage avec les deux régulateurs est visible en Figure 95. Les gains énergétiques associés sont donnés en Figure 96. Ils constituent les gains de référence que l'on doit approcher avec les jours types.

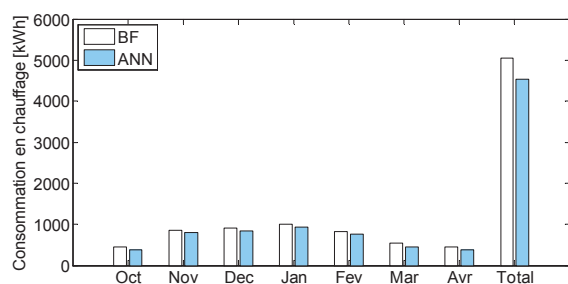


Figure 95 : Consommations mensuelles en chauffage selon le régulateur BF ou ANN.

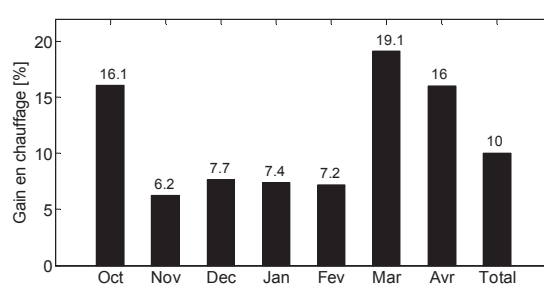


Figure 96 : Gains en chauffage selon le mois avec le régulateur ANN.

Le régulateur prédictif offre des gains en chauffage durant l'intersaison supérieurs à 15 %. Les gains en chauffage sont plus importants durant les mois où il y a de fortes surchauffes avec le régulateur BF. Les principaux résultats des simulations saisonnières sont consignés dans le Tableau 28. Le gain saisonnier en chauffage est de 10 % alors que le gain en électricité totale consommée est de 19 %. Cette différence provient du fait que les cycles de la PAC sont plus courts avec le régulateur prédictif, ce qui engendre des températures plus basses dans le plancher chauffant et plus hautes dans les sondes, d'où un meilleur SPF.

Tableau 28 : Principaux résultats des simulations saisonnières des régulateurs.

	T_i min. [°C]	T_i moy. [°C]	T_i max. [°C]	Temps PAC on [h]	T_{cond} moy. [°C]	T_{evap} moy. [°C]	SPF global [-]	Conso. chauffage [kWh]	Conso. élec. tot. [kWh]
BF	21.4	22.3	24.3	780	31.7	5.5	3.9	5051	1302
ANN	21	21.8	23.2	649	30.2	7.1	4.3	4544	1056
Gains								10 %	19 %

4.3.3 Limites des approches existantes

Les jours types de chaque mois classiquement utilisé pour les tests de PAC géothermiques au CSTB [5] sont d'abord utilisées. Ceux-ci sont déterminés à partir de la simulation saisonnière de référence du régulateur BF. Les mêmes jours sont ensuite utilisés pour tester le régulateur ANN. Un rappel de ce choix de jours types est donné ici (plus de détails ont été donnés au chapitre 1.2.4.2) :

- Méthode ADA : lors du 15ème jour, la simulation passe en temps réel. Le fichier météo du 15ème jour est remplacé par les moyennes horaires de tous les jours du mois ;
- Méthode AMA : la simulation passe en temps réel le jour du mois où la moitié des besoins mensuels en énergie est atteinte. Le fichier météo de ce jour est remplacé par les moyennes horaires de tous les jours du mois ;
- Méthode WMA : le même jour que la méthode AMA est choisi. Cependant, le fichier météo de ce jour (et du jour précédent) est remplacé par les moyennes horaires de tous les jours du mois ayant un besoin en énergie.
- Méthode HYB : la simulation passe en temps réel le jour du mois où les besoins correspondent à la moyenne des besoins du mois. Le fichier météo original est conservé pour ce jour. Si un tel jour moyen n'existe pas (i.e. si l'écart entre les besoins du jour type et la moyenne du mois est supérieur à 5 %), la méthode WMA est appliquée pour ce mois-ci.

Le calcul des énergies de chauffage et des gains énergétiques est effectué de la manière suivante :

- Cas de référence : énergies et gains se basent sur les résultats des simulations saisonnières de référence ;
- Méthodes ADA, AMA et HYB : les énergies thermiques délivrées du jour type de chaque mois pour chaque régulateur sont multipliées par le nombre de jour du mois, le calcul du gain mensuel en découle ;
- Méthode WMA : les énergies du jour type de chaque mois sont multipliées par le nombre de jour du mois présentant un besoin en énergie non nul.

Les résultats d'extrapolation des énergies et des gains énergétiques associés sont représentés en Figure 97, Figure 98 et Figure 99.

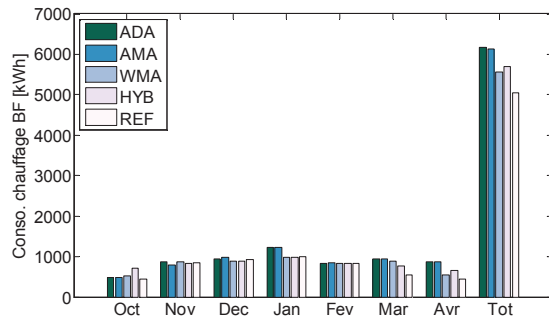


Figure 97 : Energies de chauffage mensuelles et totale. Régulateur BF.

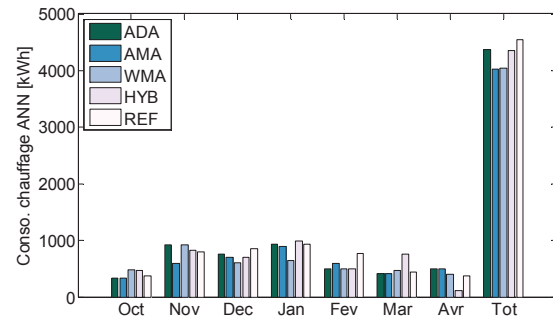


Figure 98 : Energies de chauffage mensuelles et totale. Régulateur ANN.

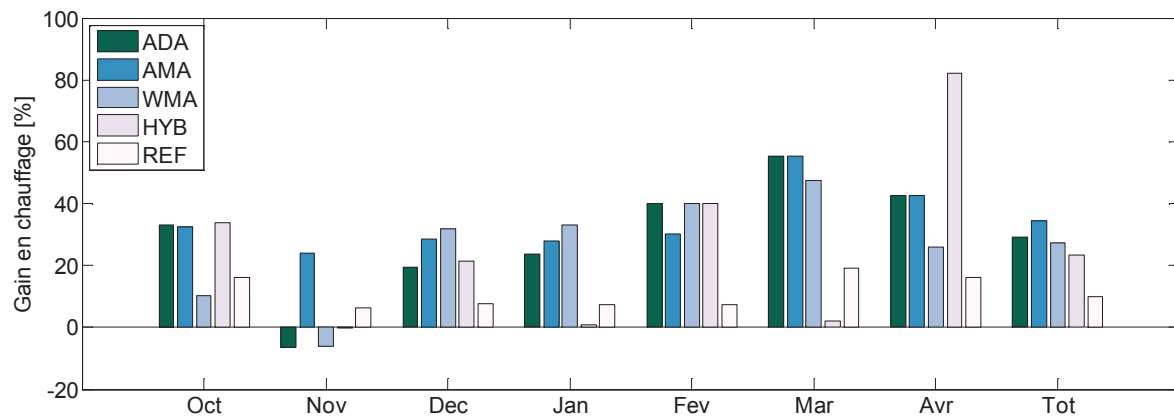


Figure 99: Gains en énergie de chauffage offerts par le régulateur prédictif.

Les approches existantes surestiment toutes les gains énergétiques du régulateur ANN. Les erreurs proviennent du fait que lors de la journée type de test, le bâtiment n'est pas forcément dans les mêmes conditions initiales et finales de charge thermique et de température ambiante avec les deux régulateurs BF et ANN. Une illustration de ce problème est donnée en Figure 100. Avant le jour type, les cycles de la PAC sont décalés. Au début du jour type, la température ambiante n'est donc pas identique avec les deux régulateurs. L'état thermique du bâtiment n'est pas non plus le même (il est dans ce cas supérieur pour le régulateur ANN). En fin de journée, les températures ambiantes diffèrent également, ce qui fausse la comparaison des énergies thermiques délivrées par chacun des régulateurs.

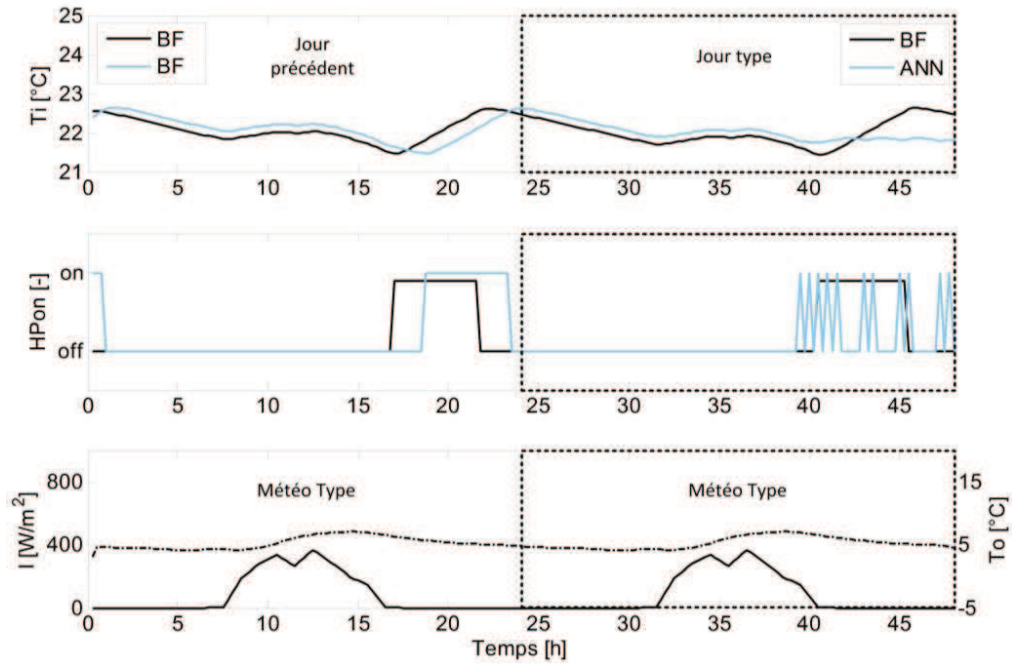


Figure 100: Exemple de jour type avec la méthode WMA pour le mois de janvier. Les conditions initiales et finales du bâtiment lors du jour type ne sont pas identiques pour les deux régulateurs : la comparaison est faussée.

4.3.4 Développement de nouvelles séquences de jours types

Pour pallier les différences de conditions initiales et finales du bâtiment lors du jour type, les variantes suivantes sont testées avec les méthodes ADA, AMA, WMA et HYB :

- **Variante CI** (Conditions Initiales) : le jour précédant le jour type, le bâtiment est régulé en tout ou rien sur la température ambiante avec une hystérésis très fine de ± 0.1 °C ;
- **Variante CIF** (Conditions Initiales et Finales) : même traitement pour le jour précédent que dans la variante CI. En plus, la consigne du régulateur ANN en fin de journée type est fixée à la valeur finale de la température ambiante observée avec le régulateur BF à la fin du jour type.
- **Variante CIF-2J** : cette variante est identique à la variante CIF. Le jour type est cette fois étendu à 2 jours consécutifs.

La comparaison des gains obtenus selon les différentes variantes avec les gains de référence est donnée en Figure 101, Figure 102 et Figure 103.

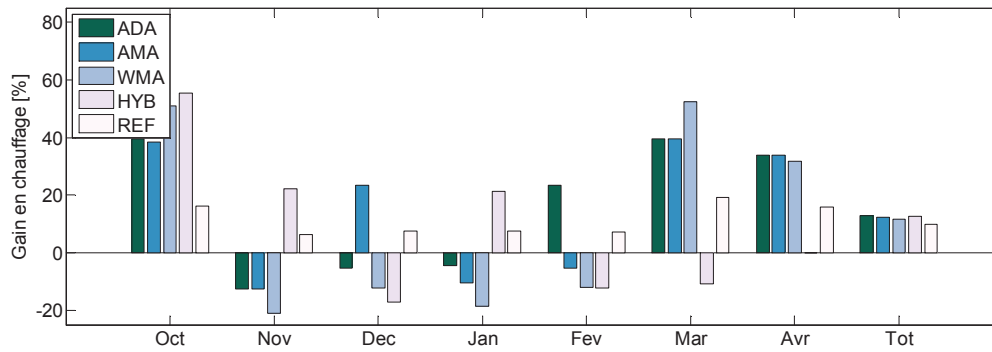


Figure 101: Gains en chauffage avec la variante CI.

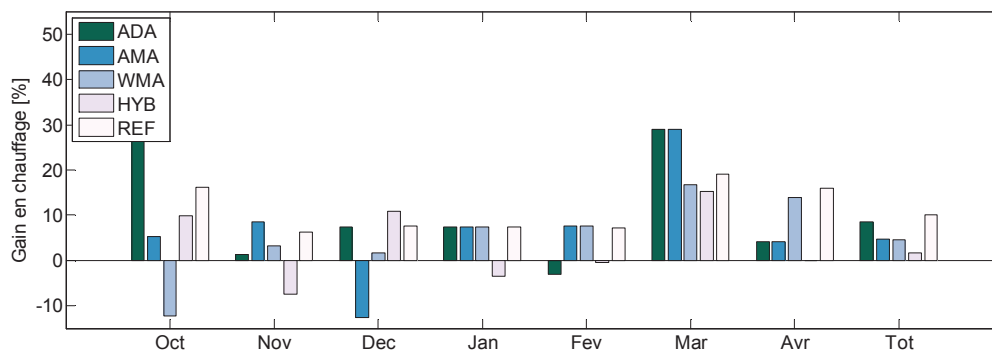


Figure 102: Gains en chauffage avec la variante CIF.

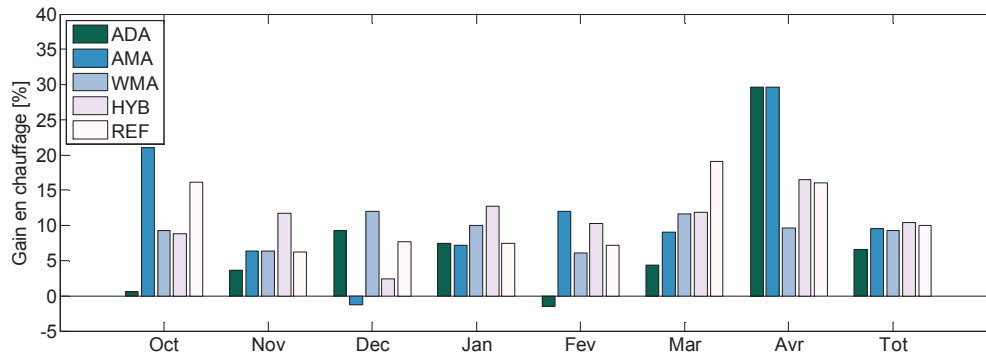


Figure 103 : Gains en chauffage avec la variante CIF-2J.

Les remarques suivantes concernant l'extrapolation des gains en chauffage avec les trois variantes peuvent être faites :

- La variante CI permet d'obtenir des gains de chauffage extrapolés sur la saison entière plus proche de la référence. Cependant, les erreurs mensuelles sont très importantes et aucune méthode ne parvient à estimer correctement les gains du régulateur prédictif à chaque mois.
- La variante CIF permet de réduire considérablement les erreurs mensuelles. En effet, le bâtiment a des conditions de température ambiante initiales et finales identiques pour les deux régulateurs. Cependant, les erreurs sur la charge thermique initiale et

surtout finale du bâtiment ne permettent pas une bonne extrapolation des gains en chauffage. Cette variante n'est précise pour aucune des méthodes ;

- Enfin, la variante CIF-2J offre les meilleurs résultats à la fois en gains mensuels et saisonniers. Le fait d'extrapoler les énergies et les gains de chauffage sur deux journées consécutives permet de minimiser l'erreur relative due aux conditions initiales et finales du bâtiment. Avec cette variante, la plupart des méthodes sont précises en gain saisonnier. Certaines permettent toutefois une meilleure extrapolation des gains mensuels que d'autres.

4.3.5 Détermination des jours types

Pour déterminer la variante et la méthode associée la plus performante, le critère de sélection est choisi comme la somme des écarts mensuels pondérés par la consommation en chauffage du mois :

$$\Delta G = \frac{\sum_{m=1}^7 |\text{Gain}_{\text{METHODE}}(m) - \text{Gain}_{\text{REF}}(m)| \times \text{Cconv}_{\text{REF}}(m)}{\text{Cconv}_{\text{REF-SAISON}}} \quad (49)$$

Avec :

$\text{Gain}_{\text{METHODE}}(m) [\%]$	gain de chauffage obtenu avec une méthode pour le mois m ;
$\text{Gain}_{\text{REF}}(m) [\%]$	gain de chauffage de référence pour le mois m ;
$\text{Cconv}_{\text{REF}}(m) [\text{kWh}]$	consommation de chauffage mensuelle de référence avec le régulateur conventionnel ;
$\text{Cconv}_{\text{REF-SAISON}} [\text{kWh}]$	consommation de chauffage saisonnière de référence avec le régulateur conventionnel.

Les erreurs pondérées des gains mensuels obtenus avec les différentes méthodes et variantes apparaissent dans le Tableau 29.

Tableau 29 : Erreurs en [%] sur les gains mensuels pondérés obtenus avec les méthodes selon différentes variantes.

ΔG [%]	ADA	AMA	WMA	HYB
Base	20.7	22.4	21.5	19.6
CI	16.5	17.4	24.6	21.3
CIF	5.8	7.2	4.6	8.8
CIF-2J	5.3	5.2	3.5	4.9

La méthode WMA avec la variante CIF-2J est la plus performante. La somme des erreurs des gains mensuels pondérés par les consommations est de 3.5 %. L'estimation du gain saisonnier de chauffage avec cette méthode est de 9.3 %, la référence étant à 10 %. Les erreurs sont plus importantes lors des mois de transition (octobre, mars et avril) où les besoins de chauffage sont réduits. Les résultats en consommation et en gains de chauffage selon WMA avec variante CIF-2J apparaissent dans le Tableau 30.

Tableau 30 : Comparaison des consommations de chauffage et des gains entre référence et WMA – CIF-2J.

	Octobre		Novembre		Décembre		Janvier	
	REF	WMA	REF	WMA	REF	WMA	REF	WMA
BF [kWh]	450	471	850	808	917	805	1009	938
ANN [kWh]	377	427	798	756	847	707	934	844
Gain [%]	16	9.3	6.2	6.4	7.7	12	7.4	10

	Février		Mars		Avril		Saison	
	REF	WMA	REF	WMA	REF	WMA	REF	WMA
BF [kWh]	824	720	550	607	450	450	5051	4799
ANN [kWh]	764	676	445	536	378	406	4544	4354
Gain [%]	7.2	6.1	19	12	16	9.7	10	9.3

La méthode permet également d'estimer en quelques jours les performances saisonnières en termes de respect de la consigne. La distribution de la température ambiante obtenue pendant les jours types avec l'approche WMA CIF-2J est comparée à la distribution saisonnière de référence pour chaque régulateur BF et ANN (Figure 104). Le comportement de chaque régulateur est bien reproduit durant les jours types.

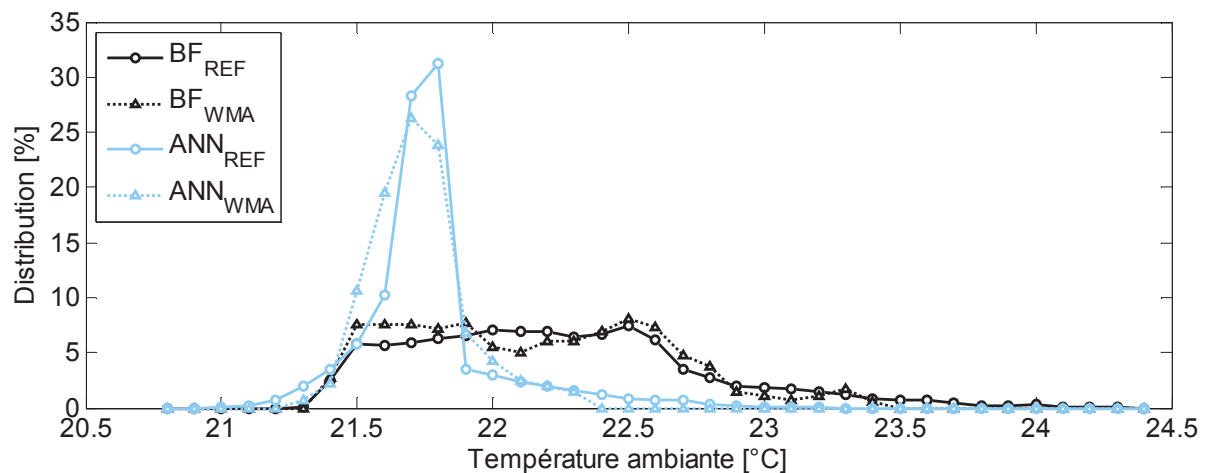


Figure 104 : Comparaison de la distribution de T_i entre la simulation saisonnière de référence et les jours types de la méthode WMA CIF-2J. Régulateurs BF et ANN.

Une illustration du fonctionnement de la méthode WMA – CIF-2J est proposée en Figure 105. Le mois de mars y est représenté. Le jour précédant le jour type, un régulateur on/off

avec une hystérésis de ± 0.1 °C est appliqué aux deux simulations. Au début des jours types, la température ambiante est quasiment identique pour les deux régulateurs. Durant les deux jours types, la météo est remplacée par les moyennes horaires de tous les jours du mois ayant un besoin non nul en énergie. Les régulateurs BF et ANN sont testés. A la fin des deux jours types, la consigne du régulateur ANN est fixée à la valeur finale de la température ambiante observée avec BF. Le jour suivant, la simulation reprend avec la météo originale et le régulateur conventionnel BF jusqu'au jour type du mois d'avril. Durant la période entre les jours de test, le régulateur ANN actualise ces réseaux de neurones tous les 15 jours sur les données des 30 derniers jours.

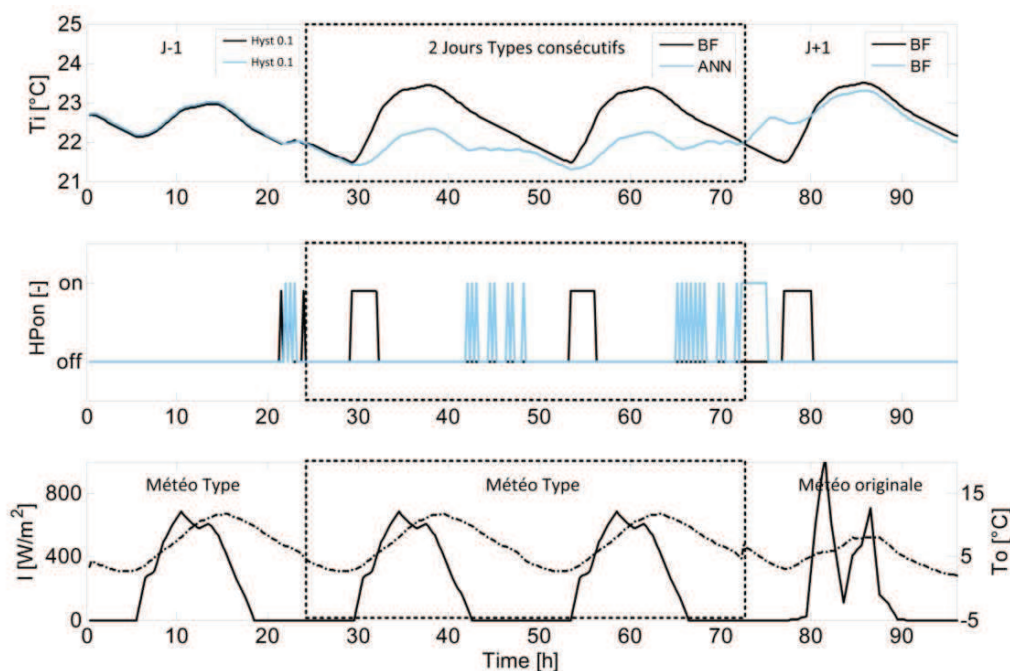


Figure 105 : Exemple de jours types consécutifs avec la méthode WMA CIF-2J – mois de mars.

4.3.6 Validation de la méthode en l'appliquant à un autre régulateur

Les approches ADA, AMA, WMA et HYB avec la variante CIF-2J sont cette fois-ci appliquées au test du régulateur BOC, boucle ouverte compensée sur la température de départ chauffage. Le fonctionnement de ce régulateur est décrit au chapitre 1.3.2.3. Le régulateur BOC utilise la loi d'eau suivante :

$$T_{HC} = (-0.22 \times T_o + 27.5) - (T_i - 22) \pm 2 \quad (50)$$

Le régulateur BF est toujours utilisé en comparaison. L'environnement de simulation ainsi que les jours types sont identiques à ceux utilisés au chapitre précédent. Les consommations obtenues avec les jours types des différentes approches et les gains de chauffage associés apparaissent en Figure 106, Figure 107 et Figure 108.

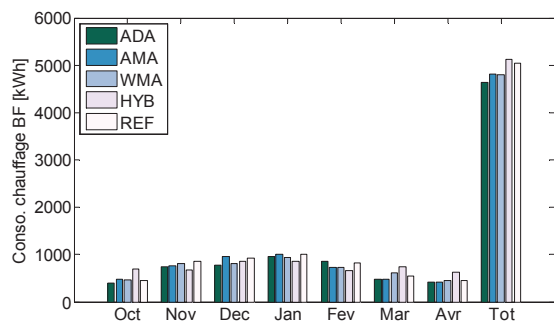


Figure 106 : Consommations en chauffage mensuelles et totale – Régulateur BF.

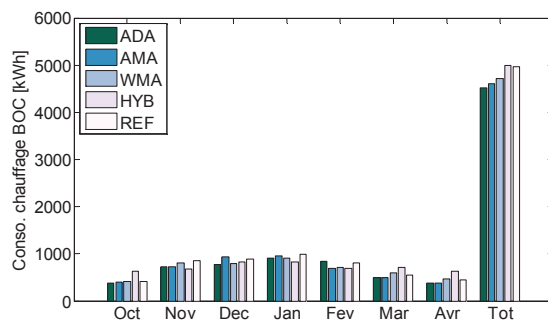


Figure 107 : Consommations en chauffage mensuelles et totale – Régulateur BOC.

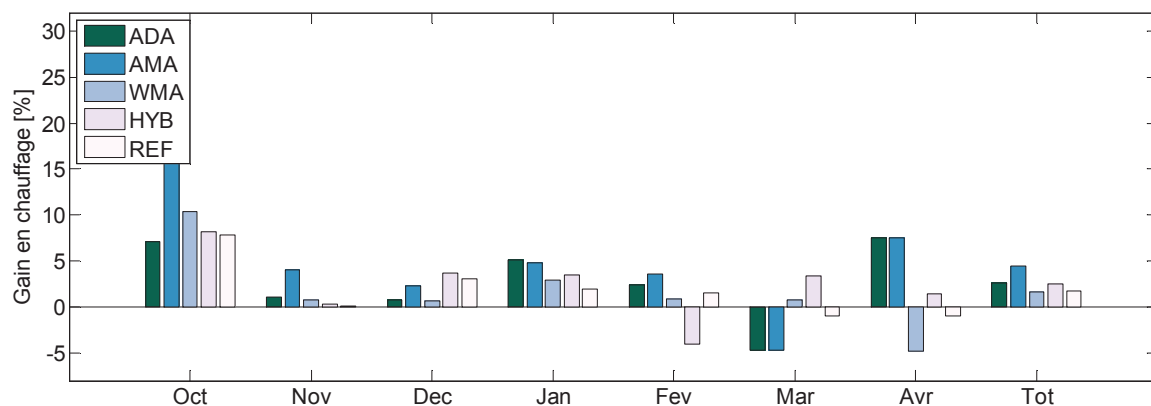


Figure 108 : Gains en énergie de chauffage offerts par le régulateur BOC.

La somme des erreurs ΔG des gains mensuels pondérés par les consommations est de 2.6 %, 3.6 %, 1.6 % et 2.1 % selon respectivement ADA, AMA, WMA et HYB. L'approche WMA est encore une fois la plus précise : elle permet une estimation du gain saisonnier en chauffage avec BOC de 1.6 % au lieu de 1.7 % de gain de référence. L'estimation de la distribution de la température ambiante saisonnière est également correcte (Figure 109).

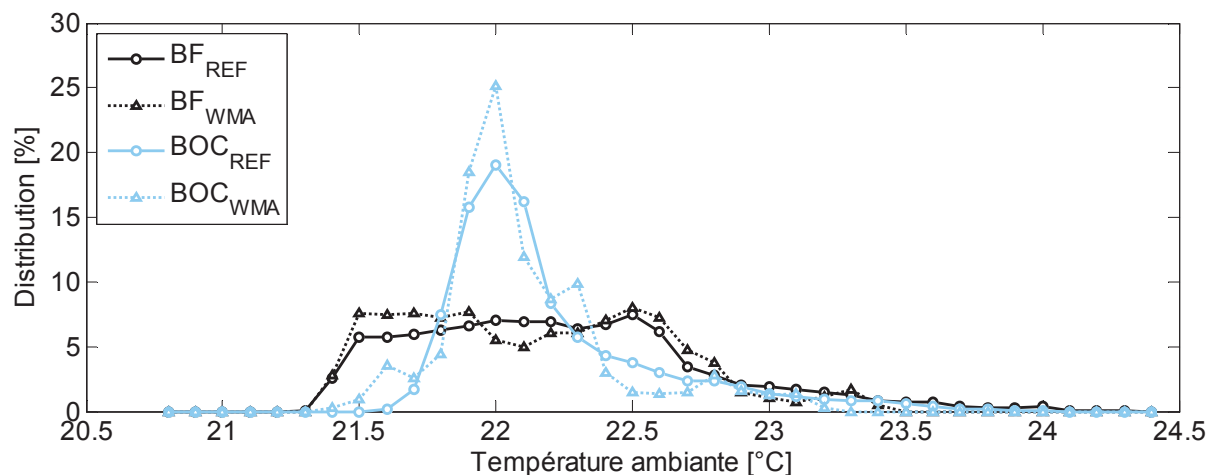


Figure 109 : Comparaison de la distribution de T_i entre la simulation saisonnière de référence et les jours types de la méthode WMA CIF-2J. Régulateurs BF et BOC.

4.4 Implémentation de la méthode sur le banc semi-virtuel

4.4.1 Objectifs du test

Les objectifs concernant le test de la méthode sur le banc semi-virtuel sont de deux sortes :

- Valider la communication entre le régulateur ANN et la PAC réelle. Le banc semi-virtuel doit permettre de s'assurer de la bonne communication entre le régulateur prédictif et la pompe à chaleur. Il faut s'assurer que le régulateur reçoive les mesures correctement à chaque pas de temps. Le signal de contrôle on/off du régulateur doit également être transmis à la PAC de la manière la moins intrusive possible (sans modification des connectiques existantes) afin d'éviter tout endommagement de la PAC et du compresseur. Pour cela, la PAC sera commandée par une résistance variable permettant de simuler la sonde de température ambiante.
- Tester la méthode en conditions réelles. L'objectif est de vérifier la validité de la méthode en conditions réelles de test sur le banc : PAC réelle, données bruitées, temps de réponse du banc, etc.

4.4.2 Principe du banc semi-virtuel

Le banc semi-virtuel du CSTB, nommé PEPSY-PAC pour Plateforme d'Evaluation des Performances des Systèmes dynamiques, permet d'évaluer le comportement et les performances du système global de PAC géothermique. Il permet également le test d'un régulateur connecté à une PAC intégrée dans un environnement virtuel (Figure 110). Dans ce cas de figure, la partie du système devant être testée est réellement installée dans le laboratoire, tandis que le bâtiment et les sondes géothermiques sont simulées. La limite entre les parties « réelles » et « virtuelles » pouvant être librement déterminée en fonction du produit à tester. Le banc semi-virtuel joue le rôle d'interface entre ces deux parties.

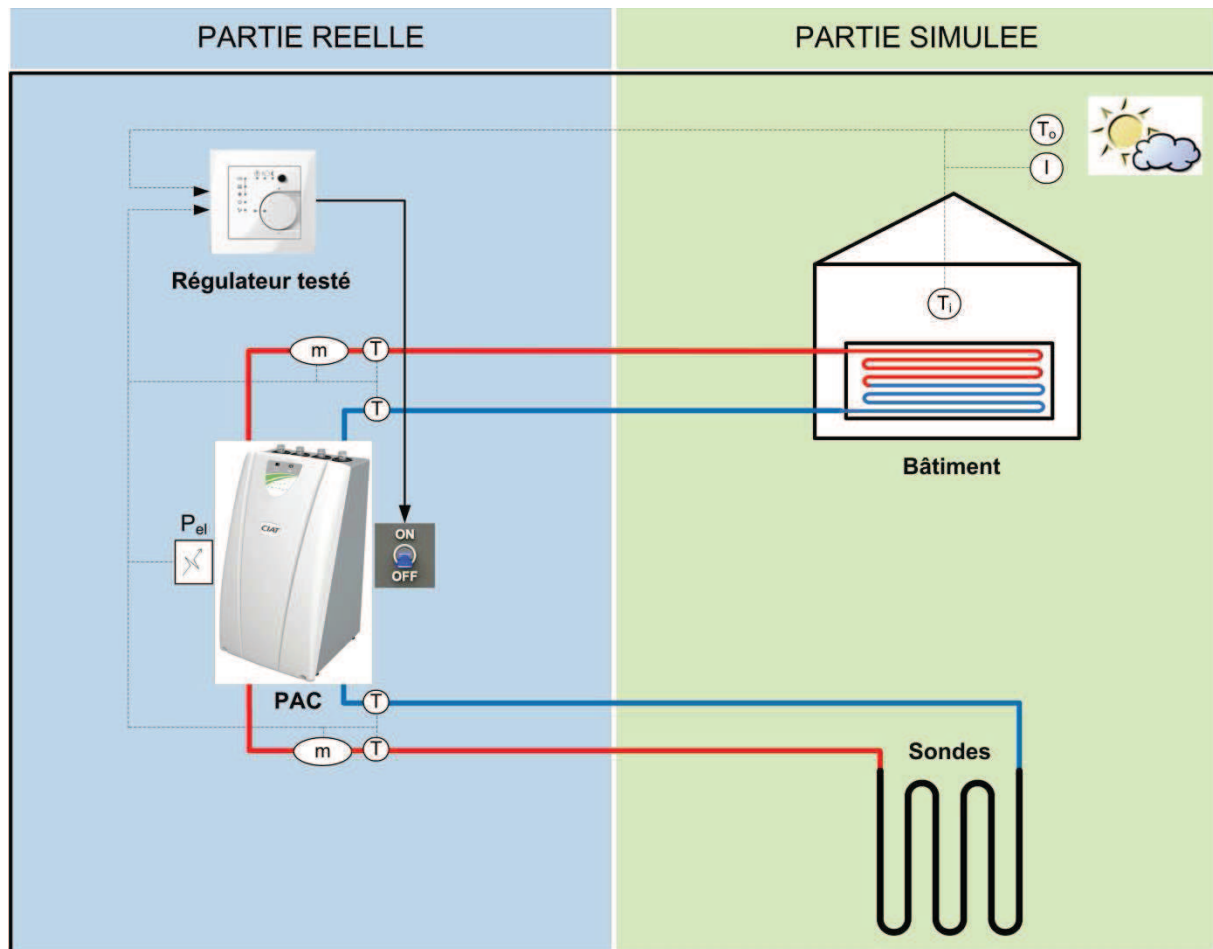


Figure 110 : Frontière entre réel et virtuel lors d'un test de régulateur sur le banc.

4.4.3 Fonctionnement de la régulation du banc

Le banc d'essai est l'interface entre le monde réel et la simulation (Figure 111). Des connexions hydrauliques avec la PAC permettent d'émuler le comportement du bâtiment et des sondes. Toutes les 30 secondes, les températures et débits en sortie de PAC côté bâtiment ($T_{f,i}$, \dot{m}_f) et côté sondes ($T_{b,i}$, \dot{m}_b) sont mesurés et transmis à la simulation. L'environnement simulé calcule la température de retour du fluide en sortie de plancher chauffant $T_{f,o \text{ set}}$ et de sondes $T_{b,o \text{ set}}$. Ces températures sont transmises aux régulateurs PI du banc d'essai qui commandent l'ouverture de vannes afin d'atteindre la consigne en retour de PAC. Pour que la PAC et son régulateur « se croient » dans un bâtiment réel, les sondes de températures ambiantes T_i et extérieure T_o sont remplacées par des boîtes à résistance variable reproduisant les températures du système virtuel.

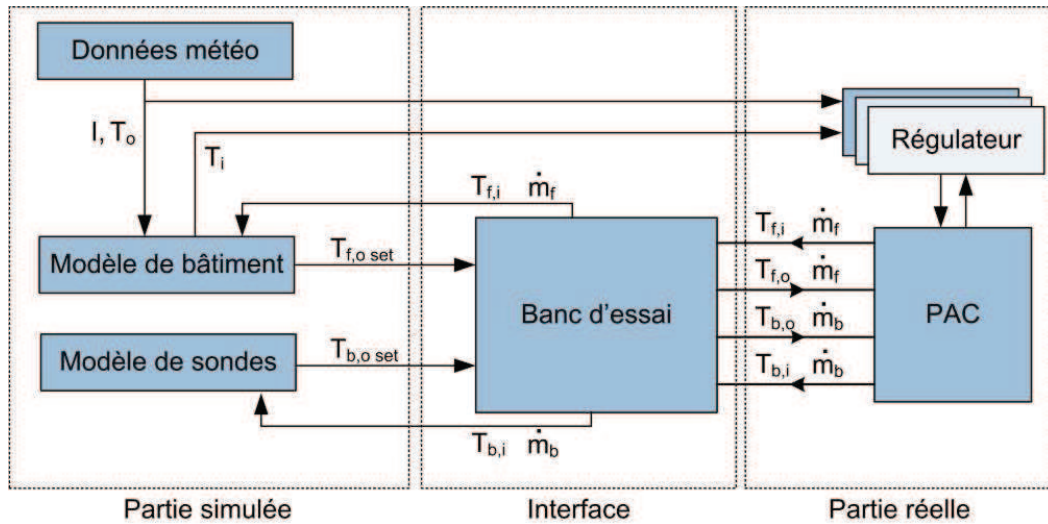


Figure 111 : Le banc semi-virtuel sert d'interface entre le réel et le virtuel.

Le temps de réponse à un échelon de température du banc côté bâtiment est illustré en Figure 112. Le banc régule la température de retour du plancher chauffant. La réponse du circuit côté bâtiment est assez rapide puisque le temps de réponse est inférieur à 200 secondes pour une stabilisation complète des températures. La puissance fournie par la PAC suit la consigne de manière retardée et amortie. Cependant, la commande intégrale du régulateur PI du banc permet d'avoir une oscillation « équilibrée » autour de la consigne de puissance. Ainsi l'énergie fournie par la PAC suit parfaitement la consigne à la fin des échelons (erreur en énergie inférieure à 1 %).

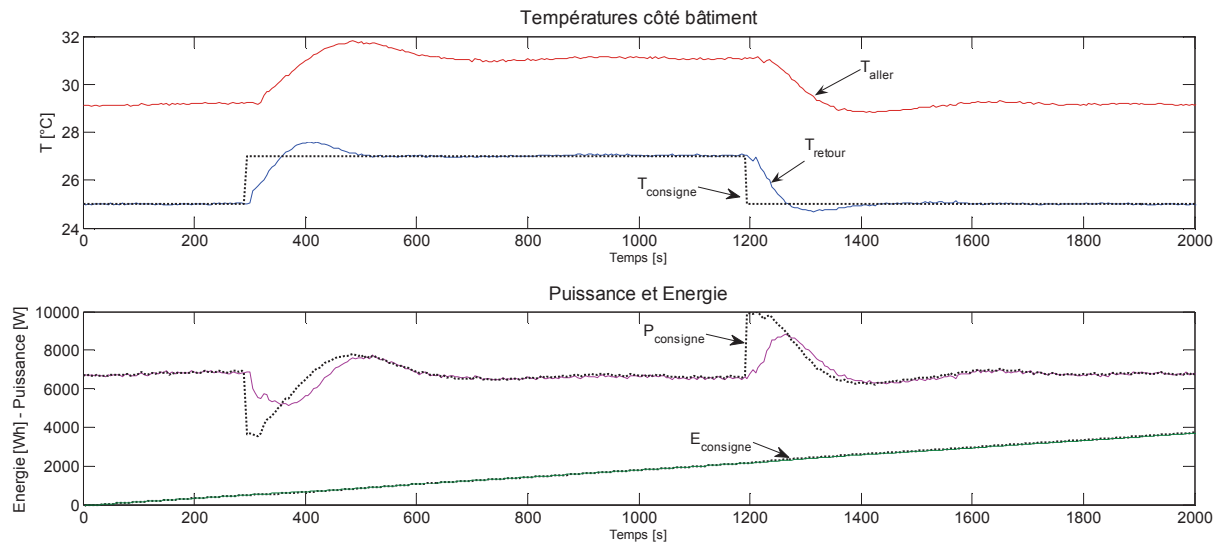


Figure 112: Réponse du banc à un échelon de température côté bâtiment.

4.4.4 Accélération du temps réel de test sur le banc d'essai

Pour réduire la durée des tests, il est intéressant de se demander jusqu'à quelle vitesse il est possible d'accélérer le temps réel de test sur le banc d'essai sans trop en altérer la précision. Dans un cas idéal (régulation instantanée parfaite du banc et PAC immédiatement en régime établi), il serait théoriquement possible d'effectuer un test sur le banc à la même vitesse que l'environnement de simulation. Une année d'émulation ne prendrait dès lors que quelques heures de test sur le banc.

En réalité, le banc met un certain temps à atteindre la consigne voulue (quelques minutes) et la PAC n'atteint pas tout de suite un régime permanent. De plus, l'acquisition des données par des régulateurs et des centrales d'acquisition prend plusieurs secondes à chaque appel. A chaque pas de temps de simulation, l'environnement de simulation doit donc être ralenti pour laisser le temps aux appareils de communiquer et au banc de réguler. Avec un pas de temps de simulation de 30 secondes, il est possible d'accélérer le temps réel de test jusqu'à un facteur maximal de 4.

La même journée de test (maison individuelle de Marck avec le régulateur prédictif ANN, 1^{er} mars) est reproduite sur le banc avec trois variantes :

- temps réel : le test d'une journée dure 24 h ;
- temps multiplié par 2 : le test d'une journée ne dure que 12 h ;
- temps multiplié par 4 : le test d'une journée ne dure que 6 h.

Les puissances délivrées lors d'un cycle au condenseur selon les trois variantes apparaissent en Figure 113. Le temps représenté en abscisse correspond au temps de simulation. On constate que plus le temps réel est accéléré, plus le retard au démarrage de la PAC est important. Cependant, ce retard est bien moindre avec une accélération du temps par deux. Les énergies cumulées délivrées par la PAC sur la journée de test sont comparées en Figure 114. Une accélération du temps par un facteur 2 engendre une erreur de 2 % sur l'énergie condenseur, 5 % pour une accélération par 4.

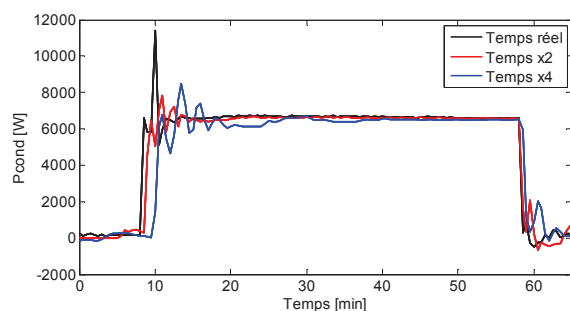


Figure 113 : Puissance condenseur lors d'un cycle selon la vitesse du test.

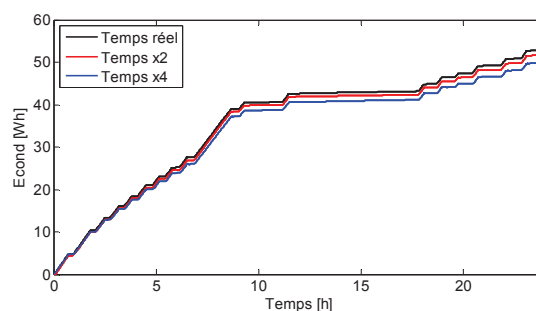


Figure 114 : Energie condenseur cumulée sur la journée selon la vitesse du test.

Le SPF compresseur est de 4.28, 4.30 et 4.31 avec le temps réel, un facteur 2 et un facteur 4. Etant donné la faible erreur sur l'énergie délivrée et sur le SPF, une accélération du temps réel de test par un facteur 2 sera effectuée pour le test de la méthode sur le banc. Les 14 jours de tests (2 jours types par mois durant 7 mois) ne dureront donc en réalité qu'une semaine.

4.4.5 Résultats d'essai avec la méthode WMA CIF-2J

La méthode est implémentée sur le banc d'essai pour la comparaison des performances saisonnières des régulateurs ANN et BF. L'approche WMA CIF-2J est appliquée pour déterminer les jours-types de chaque mois. Ceux-ci ont été déterminés à partir de la simulation saisonnière de référence du régulateur BF. Les jours types choisis vont maintenant être utilisés pour les tests sur le banc du régulateur BF et du régulateur ANN. Pour un autre régulateur, les jours types utilisés seraient les mêmes et le test du régulateur BF sur le banc d'essai ne serait plus à refaire. On résume l'approche par jour type :

- la simulation passe en temps réel sur le banc le jour du mois où la moitié des besoins mensuels en énergie est atteinte ;
- le fichier météo de ce jour (et du jour précédent) est remplacé par les moyennes horaires de tous les jours du mois ayant un besoin non nul en énergie ;
- le test s'effectue sur 2 jours types consécutifs par mois ;
- la température ambiante en début et en fin des 2 jours types doit être identique pour les deux régulateurs.

Le temps réel de test est multiplié par un facteur 2 : les 14 jours de tests par régulateur ne durent en réalité qu'une semaine. Le test du régulateur BF est effectué en premier. La température ambiante en fin de jour type est relevée et servira de consigne au régulateur ANN en fin de jour type. Une comparaison des jours types simulés et des tests sur le banc du régulateur BF est visible en Figure 115. La température ambiante est reproduite de manière précise sur le banc. Les cycles de la PAC ont lieu en même temps. La différence de température de l'eau entre départ et retour de plancher chauffant est toutefois plus élevée avec le banc. Cela provient du fait que le débit d'eau sur le banc (1180 l/h) est plus faible que celui utilisé en simulation (1400 l/h).

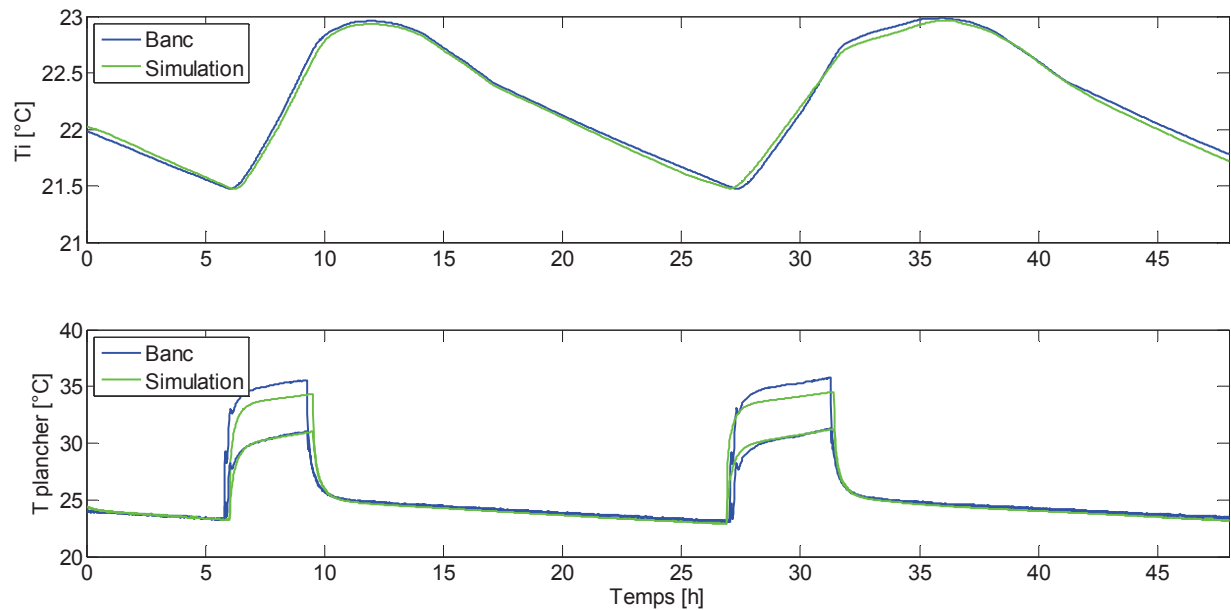


Figure 115 : Comparaison entre simulation et test sur le banc d'essai. Jours types du mois de mars.
Régulateur BF.

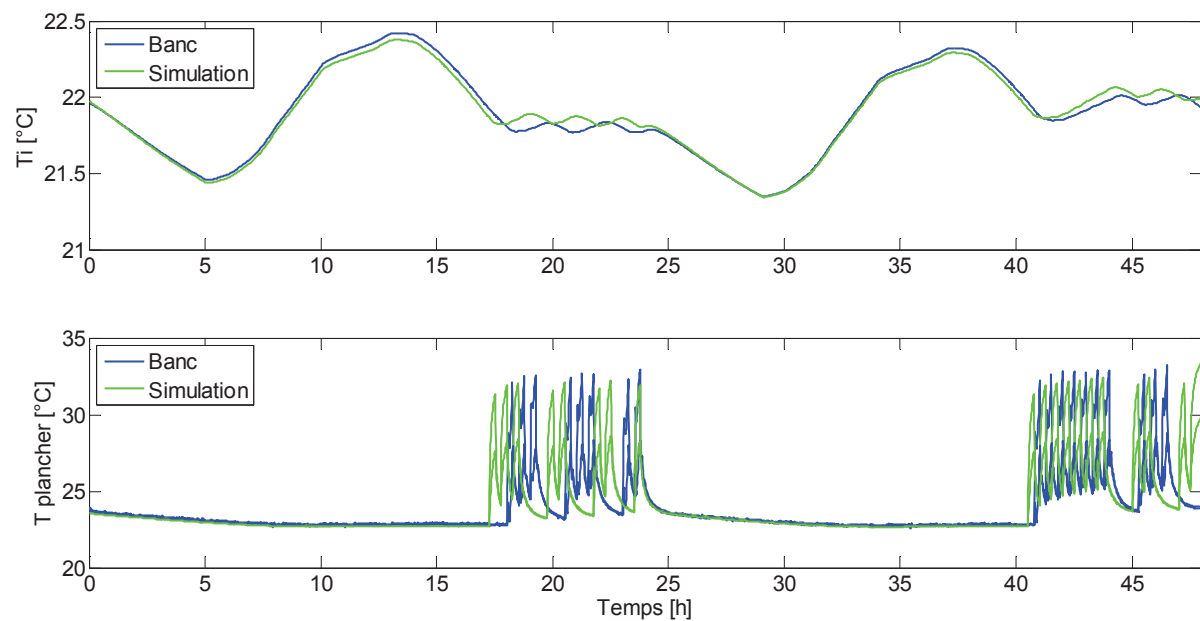


Figure 116 : Comparaison entre simulation et test sur le banc d'essai. Jours types du mois de mars.
Régulateur ANN.

La comparaison sur les mêmes jours types du mois de mars avec cette fois-ci le régulateur ANN est présentée en Figure 116. La température ambiante est également bien reproduite sur le banc. Les cycles de la PAC ont lieu pendant les mêmes périodes. Un décalage des cycles apparaît toutefois lors de la première journée du à une légère différence de température ambiante. On peut constater un faible écart sur le nombre de cycles de la PAC : 18 cycles avec le banc et 19 cycles par simulation. Les températures entrée/sortie du plancher chauffant sont bien reproduites.

La comparaison des consommations en chauffage entre simulation et banc est donnée en Figure 117 et Figure 118. Les énergies de chauffage obtenues avec le banc ont tendance à être supérieures à celles obtenues par simulation. Sur la saison, les consommations estimées par la méthode avec le régulateur BF sont de 4800 kWh par simulation et 4960 kWh sur le banc, soit une surestimation de 3 %. Cet écart est plus faible pour le régulateur ANN avec 1 % d'énergie surestimée par le banc.

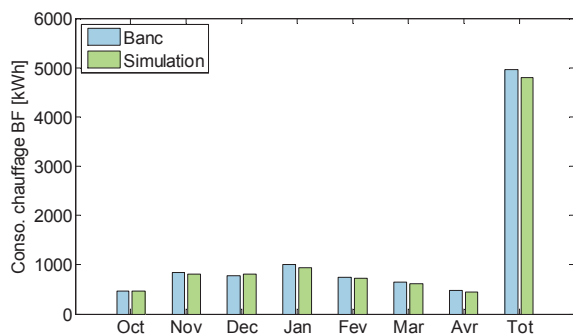


Figure 117 : Comparaison des consommations en chauffage entre simulation et banc – Régulateur BF.

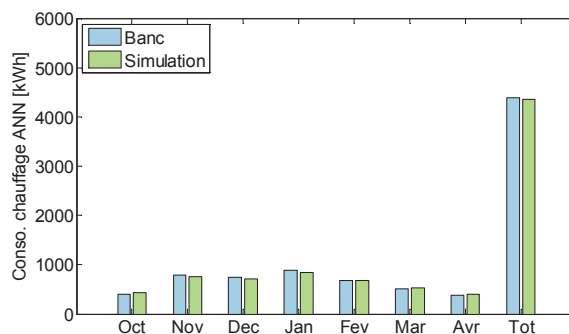


Figure 118 : Comparaison des consommations en chauffage entre simulation et banc – Régulateur ANN.

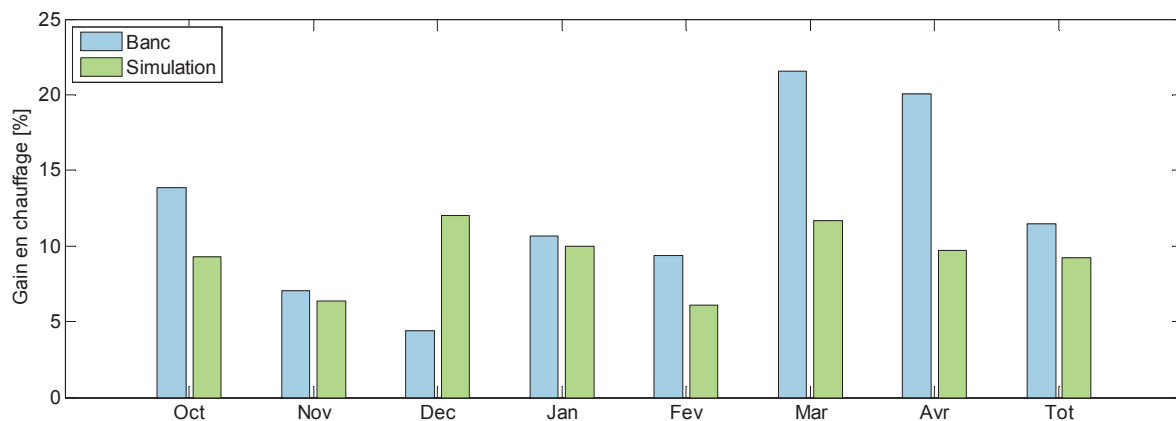


Figure 119 : Comparaison des gains en chauffage obtenus avec la méthode par simulation et test sur le banc.

Le test sur le banc permet une estimation correcte du gain saisonnier en comparaison à la simulation (Figure 119). Le gain saisonnier en chauffage obtenu par la méthode est de 11.5 % avec le banc d'essai contre 9.3 % par simulation. L'écart moyen en valeur absolue sur les gains mensuels entre banc et simulation est de 5.3 %. Cet écart est plus marqué en intersaison où l'impact d'une erreur de régulation du banc sur les consommations et les gains est relativement plus important.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

5.1 Bilan du travail accompli

L'objectif principal de cette thèse a été de mettre au point une méthode de comparaison des performances saisonnières de régulateurs de PAC géothermique. Un intérêt de cette méthode est qu'elle permet de tester des régulateurs de chauffage innovants.

Pour tester la méthode, un régulateur prédictif a été développé. Les principales phases du développement du régulateur ont été les suivantes :

- **Mise au point de modèles prédictifs.** Des modèles prédictifs basés sur des réseaux de neurones ont été développés. Ces modèles permettent la prévision à 6 h de la température ambiante, du rayonnement solaire global horizontal, de la température extérieure et des températures dans les sondes et le plancher chauffant. Les résultats de prévision des réseaux de neurones ont été comparés à des modèles linéaires ARX.
- **Test du régulateur sur une saison de chauffage.** Les performances du régulateur sur une saison de chauffage ont été comparées à un régulateur conventionnel. La question de l'actualisation des modèles au fil du temps a été étudiée. Les gains en énergie de chauffage sur différents climats et types de bâtiment ont été déterminés par simulation.

Après avoir montré les faiblesses des approches existantes de comparaison de régulateurs, une nouvelle méthode utilisant des techniques d'émulation a été proposée. Le développement de cette méthode a été réalisé selon les étapes suivantes :

- **Calibration de l'environnement virtuel de test.** Une maison individuelle a été instrumentée durant une saison de chauffage. Les mesures obtenues ont servi à calibrer les modèles utilisés dans l'environnement simulé du test ;
- **Mise au point de nouveaux jours types.** La méthode développée complète une méthode existante adaptée aux tests des PAC géothermiques. L'apport de cette thèse a été d'adapter la méthode aux tests de régulateurs. Une nouvelle méthodologie a été proposée pour la détermination de jours types ;
- **Test de la méthode sur le banc d'essai.** Pour s'assurer du bon fonctionnement du test en conditions réelles, la méthode a été implémentée sur le banc semi-virtuel. Les résultats ont été comparés aux résultats de simulation.

5.2 Principaux résultats

Les résultats de la thèse se scindent en deux parties : le régulateur prédictif et la méthode de comparaison par jours types. Les principaux résultats concernant le développement et le test du régulateur prédictif sont d'abord présentés :

- Les réseaux de neurones développés utilisent une structure simple : une seule couche cachée composée de 4 à 6 neurones permet d'obtenir des prévisions fiables et précises sur un horizon de 6 h.
- De manière globale, les performances des réseaux de neurones sont largement supérieures à un modèle linéaire ARX. Par exemple, l'écart type de l'erreur de prévision à 6 h de la température ambiante est de 0.33°C avec le réseau de neurones et 0.67°C avec le modèle ARX.
- Le régulateur prédictif peut être utilisé efficacement avec différentes stratégies. Il détermine automatiquement l'heure de relance du chauffage dans le cas d'un réduct de nuit. Le régulateur développé permet également de réduire les périodes de pointes électriques en utilisant une stratégie de décalage des besoins.
- Le régulateur prédictif permet de réduire les consommations de chauffage en anticipant les apports solaires. Les économies en énergie de chauffage sur la saison pour la maison individuelle étudiée sont de 6 % à Nancy, 7 % à Lyon et 15 % à Nice.
- L'inertie du bâtiment doit être assez grande pour permettre au régulateur prédictif de réduire les surchauffes dues aux apports solaires.
- Dans le cas d'un bâtiment fortement inerte avec d'importants apports solaires, l'horizon de prévision de 6 h est parfois trop court pour anticiper et amortir certaines surchauffes.
- La température ambiante est en moyenne 30 % du temps au-dessus de la plage d'hystérésis avec le régulateur conventionnel en boucle fermé et 5 % avec le régulateur prédictif.
- Les gains en chauffage évoluent tout au long de la saison : ils peuvent atteindre 25 % en intersaison alors qu'ils ne sont que d'environ 5 % durant les mois les plus froids.

Les principaux résultats concernant le développement et le test de la méthode de comparaison de régulateurs sont maintenant rappelés :

- La méthode permet une comparaison reproductible et réaliste des régulateurs. L'environnement émulé de test est entièrement contrôlé.
- En 7 jours de tests (14 jours émulés à une vitesse deux fois supérieure au temps réel) sur le banc d'essai, il est possible d'estimer les performances sur une saison de chauffage d'un régulateur innovant en comparaison avec un régulateur classique.

- Il est nécessaire d'effectuer le test sur 2 jours types consécutifs par mois pour obtenir une méthode précise. L'état thermique du bâtiment en début et en fin des deux jours types doit être identique pour les deux régulateurs testés.
- La méthode permet d'estimer les gains mensuels et saisonnier en énergie de chauffage du régulateur prédictif. L'estimation du gain saisonnier de chauffage avec cette méthode est de 9.3 %, la référence étant à 10 %. Les erreurs sont plus importantes en intersaison où les consommations sont moins importantes.
- L'implémentation sur le banc d'essai est concluante. Le banc reproduit bien les conditions de test voulues. L'estimation du gain saisonnier avec le banc (11.5 %) est proche du gain obtenu par simulation (9.3 %).

5.3 Perspectives

En ce qui concerne la méthode des jours types, une validation sur une année complète avec un régulateur assurant les besoins en chaud et en froid doit encore être réalisée. On doit également s'assurer que la méthode fonctionne avec d'autres stratégies de régulation : réduit de nuit, scénarios d'occupation différents entre semaine et weekend, ou effacement de la période de pointe électrique. L'extension de la méthode à d'autres types de générateurs de chauffage et de refroidissement devra être étudiée.

Les applications possibles de la méthode semi-virtuelle sont diverses. Cette dernière peut être utile aux industriels désirant tester un prototype innovant dans un environnement réaliste. Le test semi-virtuel peut s'intégrer en phase de développement du produit pour avoir un retour sur les performances annuelles et sur la capacité du régulateur à communiquer avec l'environnement.

La méthode permet aussi d'estimer les économies d'énergie réalisables si on voulait équiper un bâtiment en fonctionnement avec un régulateur prédictif. Des mesures in-situ seraient nécessaires pour calibrer l'environnement virtuel du test avec la méthode de calibration développée. En quelques jours, il serait alors possible d'estimer les économies d'énergie sur la saison que l'on obtiendrait dans un cas précis avec le régulateur voulu.

Enfin, à moyen terme, il est envisageable que des régulateurs innovants pour le chauffage et le refroidissement fassent leur apparition sur le marché. Un moyen d'intégrer ces régulateurs dans les prochaines réglementations thermiques devra donc être développé. En France, la RT 2012 offre actuellement la possibilité de prendre en compte un produit ou système énergétique n'étant pas prévu dans la méthode de calcul via un Titre V. On peut donc imaginer une procédure basée sur la méthode des jours types permettant l'obtention d'un Titre V pour les régulateurs innovants.

REFERENCES

- [1] Batiactu.com, "<http://www.batiactu.com/edito/tout-savoir-sur-la-geothermie--diaporama--p4-31592.php>",
- [2] "Projet SEPEMO-Build (SEasonal PErformance factor and MOonitoring for heat pump systems in the building sector).", Contract No: IEE/08/776/SI2529222, 2009-2012.
- [3] "EN 14511. Air conditioners, liquid chilling packages and heat pumps with electrically driven compressors for space heating and cooling.",
- [4] "Valpac Online. Capitalisation & Valorisation des pompes à chaleur géothermales. ", CSTB / ADEME, www.valpac-online.cstb.fr
- [5] V. Partenay, "Développement d'une méthodologie d'évaluation des performances de systèmes de pompes à chaleur géothermiques", Thèse de doctorat Université de Savoie - CSTB, 2010.
- [6] P. Vogelsanger, "The Concise Cycle Test Method – a Twelve Day System Test", IEA SHC Report - Task 26, 2002.
- [7] J. Tödtli, "Manual adjusting and self-adaptation of heating curves", The Second World Congress on Heating, Ventilating, Refrigerating and Air-Conditioning- Clima 2000, Sarajevo, Yugoslavia, vol.2, pp. 329-36, 1989.
- [8] L. Fulcheri, F.P. Neirac, A.L. Mouel, and C. Fabron, "Chauffage des bâtiments : intermittence et lois de régulation en boucle ouverte", Revue générale de thermique, vol.374, pp. 77-91, 1994.
- [9] P. Riederer, "Thermal room modelling adapted to the test of HVAC control systems", Thèse de doctorat Mines Paristech, 2002.
- [10] W.A. Miller, "Laboratory examination and seasonal analyses of the dynamic losses for a continuously variable-speed heat pump", ASHRAE Transactions, vol.94, pp. 1246-68, 1998.
- [11] S.A. Tassou, and T.Q. Qureshi, "Comparative performance evaluation of positive displacement compressors in variable-speed refrigeration applications", International Journal of Refrigeration, vol.21, pp. 29-41, 1998.
- [12] J. Landé, "Tests on Air to Air Heat Pumps, With and Without Inverter Control ", Royal Institute of Technology, vol.92, pp. 36, 1992.
- [13] F. Karlsson, and P. Fahlén, "Capacity-controlled ground source heat pumps in hydronic heating systems", International Journal of Refrigeration, vol.30, pp. 221-9, 2007.
- [14] H. Madani, J. Claesson, and P. Lundqvist, "Capacity control in ground source heat pump systems part II: Comparative analysis between on/off controlled and variable capacity systems", International Journal of Refrigeration, vol.34, pp. 1934-42, 2011.
- [15] F. Karlsson, "Integrated Control of Heat Pumps", Building Services Engineering Chalmers University of Technology, Göteborg, pp. 84, 2003.
- [16] A. Bergman, "Impact of On/Off Control of Heat Pumps – Laboratory Testing", R111 Bygghälsningsrådet, Stockholm, pp. 67, 1985.

- [17] T.B. Hartman, “Dynamic control : Fundamentals and considerations”, ASHREA Transactions 94, vol.1, pp. 599-609, 1988.
- [18] P. Parent, “Optimal control theory applied to dwelling heating system”, IRCOSE, Agence française pour la maîtrise de l'énergie, 1987.
- [19] J.-C. Visier, V. Paillassa, A. Marti, and M.-H. Foucard, “La commande optimale : un outil d'aide à la définition de stratégies de gestion”, Journées RCT 93 (Régulation - Commande - Télégestion), Sophia-Antipolis, pp. 97-107, 1993.
- [20] A.M. Nygard, “Predictive thermal control of building systems”, PhD thesis Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 1990.
- [21] P. Lute, and D. van Paassen, “Optimal indoor temperature control using a predictor”, IEEE Control Systems, pp. 4-9, 1995.
- [22] P.S. Curtiss, G. Shavit, and K. Kreider, “Neural networks applied to buildings - a tutorial and case studies in prediction and adaptive control”, ASHRAE Transactions, vol.102, 1996.
- [23] N. Morel, M. Bauer, El-Khoury, and J. Krauss, “Neurobat, a predictive and adaptive heating control system using artificial neural networks”, International Journal of Solar Energy, pp. 161-201, 2000.
- [24] A.A. Argiriou, I. Bellas-Velidis, M. Kummert, and P. André, “A neural network controller for hydronic heating systems of solar buildings”, Neural Networks, vol.17, pp. 427-40, 2004.
- [25] M. Bauer, “Gestion biomimétique de l'énergie dans le bâtiment”, Thèse n°1792 EPFL, 1998.
- [26] J. Richalet, A. Rault, J.L. Testud, and J. Papon, “Model predictive heuristic control: Applications to industrial processes”, Automatica, vol.14, pp. 413-28, 1978.
- [27] C.R. Cutler, and J.L. Ramaker, “Dynamic Matrix Control - a computer control algorithm”, Proceedings of the joint automatic control conference (JACC), San Francisco, 1980.
- [28] D.W. Clarke, C. Mohtadi, and P.S. Tuffs, “Generalized Predictive control”, Automatica, 1987.
- [29] A. Kanarachos, and K. Geramanis, “Multivariable control of single zone hydronic heating systems with neural networks”, Energy Conversion and Management, vol.39, pp. 1317-36, 1998.
- [30] C. Verhelst, F. Logist, J. Van Impe, and L. Helsen, “Study of the optimal control problem formulation for modulating air-to-water heat pumps connected to a residential floor heating system”, Energy and Buildings, vol.45, pp. 43-53, 2012.
- [31] B.M. Åkesson, and H.T. Toivonen, “A neural network model predictive controller”, Journal of Process Control, vol.16, pp. 937-46, 2006.
- [32] I.-H. Yang, M.-S. Yeo, and K.-W. Kim, “Application of artificial neural network to predict the optimal start time for heating system in building”, Energy Conversion and Management, vol.44, pp. 2791-809, 2003.
- [33] R.L. Navale, and R.M. Nelson, “Use of genetic algorithms and evolutionary strategies to develop an adaptive fuzzy logic controller for a cooling coil – Comparison of the AFLC with a standard PID controller”, Energy and Buildings, vol.45, pp. 169-80, 2012.

- [34] S.H. Cho, and M. Zaheer-uddin, “Predictive control of intermittently operated radiant floor heating systems”, *Energy Conversion and Management*, vol.44, pp. 1333-42, 2003.
- [35] J. Siroký, F. Oldewurtel, J. Cigler, and S. Prívara, “Experimental analysis of model predictive control for an energy efficient building heating system”, *Applied Energy*, vol.88, pp. 3079-87, 2011.
- [36] S. Prívara, J. Siroký, L. Ferkl, and J. Cigler, “Model predictive control of a building heating system: The first experience”, *Energy and Buildings*, vol.43, pp. 564-72, 2010.
- [37] “Fiche méthode Degrés Jours. <http://climatheque.meteo.fr/Docs/DJC-methode.pdf>”, Meteo France,
- [38] CSTB, “Simulation and Emulation of HVAC Systems—Meeting in Liège”, CSTB Research Notes - CSTB Reference: GEC/DGE 9309R, 1992.
- [39] P. Haves, A.L. Dexter, and D.R. Jorgensen, “Use of a building emulator to evaluate techniques for improved commissioning and control of HVAC systems”, *ASHRAE Trans* vol.97, pp. 684–8, 1991.
- [40] S.H. Karki, and V.E. Lappalainen, “A new emulator and a method for using it to evaluate BEMS. Part 1”, *ASHRAE Trans*, vol.100, pp. 1494–503, 1994.
- [41] P. Gruber, and A. Duppenhaler, “PVHS—Ein Simulator von polyvalenten Heizsystemen”, *Schweizerisches Status-Seminar Energieforschung im Hochbau*, ETH Zürich, 1986.
- [42] M. Bianchi, E. Shafai, and H.P. Geering, “Comparing New Control Concepts for Heat Pump Heating Systems on a Test Bench with the Capability of House and Earth Probe Emulation”, *Proceedings of the 8th IEA Heat Pump Conference: Global Advances in Heat Pump Technology, Applications and Markets*, Las Vegas, NV, 2005.
- [43] P. Riederer, F. Bruyat, B. Cléménçon, S. Bernasconi, and G. Desjardins, “Simtest-elec: a virtual laboratory for the test of terminal controllers for electric heating systems following a draft european standard”, *Ninth International IBPSA Conference Montréal, Canada August 15-18, 2005*.
- [44] R. Lahrech, P. Gruber, P. Riederer, P. Tessier, and J.C. Visier, “Development of a testing method for control HVAC systems by emulation”, *Energy and Buildings*, vol.34, pp. 909-16, 2002.
- [45] Afnor, “Régulation pour les applications de chauffage, de ventilation et de climatisation (CVC) NF EN 15500”, 2008.
- [46] T. Salque, P. Riederer, and D. Marchio, “Neural predictive control for single-speed ground source heat pumps connected to a floor heating system”, *Building Services Engineering Research and Technology*, 2013 (in press).
- [47] S. Antonov , C. Verhelst, and L. Helsen, “Optimal Operation of Ground Coupled Heat Pump Systems : Should We Take the Seasonal Time Scale into Account?”, *CLIMA 2013 : 11th REHVA World Congress*, June 16-19, Prague, 2013.
- [48] D. Rey, “Développement et étude des performances d'une régulation prévisionnelle appliquée à l'énergie solaire passive”, *Travail de diplôme, dpt de Mathématique*, EPFL, Lausanne, 1985.

- [49] M.M. Rosset, “Gestion thermique optimale d'un bâtiment”, Thesis for , Université de Paris-sud, Centre d'Orsay, 1986.
- [50] A.I. Dounis, and C. Caraiscos, “Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment--A review”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol.13, pp. 1246-61,
- [51] J.J. Bloem, “Application of system identification for thermal characterisation of building components”, *IFAC Symposium, Sysem Identification (SYSIS'94)*, Copenhagen, Denmark, pp. 115 - 27, 1994.
- [52] T. Chernichow, A. Piras, K. Imhof, P. Caire, Y. Jaccard, B. Dorizzi, et al., “Short term electric load forecasting with artificial neural networks.”, *Engineering Intelligent Systems*, vol.2, pp. 85-99, 1996.
- [53] M.H. Beale, M.T. Hagan, and H.B. Demuth, “Neural Network Toolbox™ 7 - User's Guide - Matlab”, MathWorks, 2010.
- [54] A. Gauthreau, “Prévisions d'ensoleillement à court terme”, *CISBAT 97*, 103108, EPFL, 1997.
- [55] R. Perez, R. Seals, R. Stewart, A. Zelenka, and V. Estrada-Cajigal, “Using satellite-derived insolation data for the site/time specific simulation of solar energy systems”, *Solar Energy*, vol.53, pp. 491-5, 1994.
- [56] M.A. Wahab, M. El-Metwally, R. Hassan, M. Lefevre, A. Oumbe, and L. Wald, “Assessing surface solar irradiance and its long-term variations in the northern Africa desert climate using Meteosat images”, *International Journal of Remote Sensing*, vol.31, pp. 261-80, 2010.
- [57] S. Kaplanis, and E. Kaplani, “Stochastic prediction of hourly global solar radiation for Patra, Greece”, *Applied Energy*, vol.87, pp. 3748-58, 2010.
- [58] A. Sfetsos, and A.H. Coonick, “Univariate and multivariate forecasting of hourly solar radiation with artificial intelligence techniques”, *Solar Energy*, vol.68, pp. 169-78, 2000.
- [59] R. Marquez, and C.F.M. Coimbra, “Forecasting of global and direct solar irradiance using stochastic learning methods, ground experiments and the NWS database”, *Solar Energy*, vol.85, pp. 746-56, 2011.
- [60] P. Ineichen, “Mesures d'ensoleillement à Genève : Vol. IV : Quatre années de mesures d'ensoleillement à Genève”, Thèse de doctorat, Université de Genève / Groupe de Physique appliquée, pp. 261, 1983.
- [61] J. Soares, A.P. Oliveira, M.Z. Boznar, P. Mlakar, J.F. Escobedo, and A.J. Machado, “Modeling hourly diffuse solar-radiation in the city of São Paulo using a neural-network technique”, *Applied Energy*, vol.79, pp. 201-14, 2004.
- [62] I.-H. Yang, and K.-W. Kim, “Prediction of the time of room air temperature descending for heating systems in buildings”, *Building and Environment*, vol.39, pp. 19-29, 2004.
- [63] S.A. Kalogirou, and M. Bojic, “Artificial neural networks for the prediction of the energy consumption of a passive solar building”, *Energy*, vol.25, pp. 479-91, 2000.
- [64] A.E. Ben-Nakhi, and M.A. Mahmoud, “Cooling load prediction for buildings using general regression neural networks”, *Energy Conversion and Management*, vol.45, pp. 2127-41, 2004.

- [65] Ö. Altan Dombaycı, and M. Gölcü, “Daily means ambient temperature prediction using artificial neural network method: A case study of Turkey”, *Renewable Energy*, vol.34, pp. 1158-61, 2009.
- [66] A. Khotanzad, M.H. Davis, A. Abaye, and D.J. Maratukulam, “An artificial neural network hourly temperature forecaster with applications in load forecasting”, *IEEE Trans Power Syst*, vol.11, pp. 870-6, 1996.
- [67] I. Tasadduq, S. Rehman, and K. Bubshait, “Application of neural networks for the prediction of hourly mean surface temperatures in Saudi Arabia”, *Renewable Energy*, vol.25, pp. 545-54, 2002.
- [68] R.E. Abdel-Aal, “Hourly temperature forecasting using abductive networks”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol.17, pp. 543-56, 2004.
- [69] P.A. González Lanza, and J.M. Zamarreño Cosme, “A short-term temperature forecaster based on a state space neural network”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol.15, pp. 459-64, 2002.
- [70] H.S. Hippert, C.E. Pedreira, and R.C. Souza, “Combining neural networks and ARIMA models for hourly temperature forecast”, *Neural Networks, 2000 IJCNN 2000, Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks*, vol.4, pp. 414 - 9, 2000.
- [71] Matlab/Simulink, “MATLAB Version 7.4.0.287, (R2007a). Mathworks Inc., Ma., USA.”, 2007.
- [72] Simbad, “SIMBAD Building and HVAC Toolbox, CSTB. <http://ddd.cstb.fr/simbad>”, 2004.
- [73] T. Salque, D. Marchio, and P. Riederer, “Semi-virtual test bench for comparison of GSHP controllers: tuning of simulated part with measured data ”, *CLIMA 2013 : 11th REHVA World Congress*, 16-19 June, Prague, Czech Republic, vol.Paper ID 102, pp. 735-45, 2013.
- [74] T. Salque, and R. P., “Mise au point d’une nouvelle méthode dynamique d’essai de pompe à chaleur géothermique”, *Mémoire de fin d’étude CSTB / INSA de Strasbourg*, 2010.
- [75] T. Salque, P. Riederer, and D. Marchio, “Development of a neural network-based building model and application to geothermal heat pumps predictive control”, *SIMUL 2012, The Fourth International Conference on Advances in System Simulation*, November 18-23, 2012, Lisbon, Portugal, vol.2, pp. 24-30, 2012.
- [76] I. Richardson, M. Thomson, and D. Infield, “A high-resolution domestic building occupancy model for energy demand simulations”, *Energy and Buildings*, vol.40, pp. 1560-6, 2008.
- [77] J.V. Paatero, and P.D. Lund, “A model for generating household electricity load profiles”, *Int J Energy Res*, vol.30, pp. 273-90, 2006.
- [78] M. Philippe, M. Bernier, and D. Marchio, “Sizing Calculation Spreadsheet Vertical Geothermal Borefields”, *ASHRAE Journal*, vol.52, pp. 20-8, 2010.
- [79] T. Salque, D. Marchio, and P. Riederer, “Comparison of Single-Speed GSHP Controllers with a Calibrated Semi-Virtual Test Bench”, *International Journal On Advances in Systems and Measurements*, 2013 (in press).
- [80] SODA, “Solar Irradiation Database - www.soda-is.com”,

- [81] El Khoury Z., Riederer P., Couillaud N., Simon J., and R. M., “A multizone building model for Matlab/Simulink environment”, Ninth International IBPSA Conference, Montreal, Canada, 2005.

Méthode d'évaluation des performances annuelles d'un régulateur prédictif de PAC géothermiques sur banc d'essai semi-virtuel

RESUME : Avec le développement récent de régulateurs innovants pour le bâtiment, il devient nécessaire de mettre au point une méthode de test qui soit à la fois rapide, reproductible et réaliste. La méthode développée dans cette thèse permet d'obtenir des performances annuelles de régulateurs de pompes à chaleurs (PAC) géothermiques en seulement quelques jours de test. Basé sur une technique d'émulation déjà utilisée pour des tests de PAC géothermiques et de systèmes solaires combinés, le test permet d'incorporer le régulateur et la PAC réels dans un environnement de simulation calibré par des mesures in-situ. Chaque jour de test correspond à un jour type de chaque mois. Le développement de la méthode consiste à déterminer la séquence de jours types optimale permettant une bonne estimation des performances. La méthode est ensuite testée expérimentalement sur le banc semi-virtuel pour comparer un régulateur prédictif à un régulateur conventionnel sur une saison de chauffage.

Pour les besoins de la méthode, un régulateur prédictif de PAC géothermiques est développé. Ce régulateur utilise des réseaux de neurones pour la prévision des données météo et de la température ambiante. Un nouveau module pour la prévision des températures dans le plancher chauffant et les sondes géothermiques est proposé. Le régulateur prédictif est testé par simulation sur une saison de chauffage pour différents climats et types de maisons individuelles. En fonction de la référence, les économies d'énergie réalisées varient entre 6% et 15%.

Mots clés : pompe à chaleur, régulateur, géothermie, prédictif, semi-virtuel, performances annuelles.

A method for estimating the annual performance of a predictive controller for ground source heat pumps on a semi-virtual test bench.

ABSTRACT : With the recent development of innovative controllers for the building, there is a need to develop a testing method that is fast, reproducible and realistic. The method developed in this study aims to estimate the annual performance of ground source heat pump (GSHP) controllers in only a few days of test. Based on emulation techniques already used for GSHP and solar combined systems, the test immerses the controller and a real GSHP in a simulated environment that is calibrated with in-situ data. Each day of test represents a typical day of the month. The development of the method consists in determining the optimal typical days that ensure an accurate estimation of annual performance. The method is then experimentally tested on the semi-virtual test bench for the comparison of a predictive controller and a conventional controller over an entire heating season.

To develop the method, a predictive controller for GSHP is elaborated. The controller is based on artificial neural networks used for the prediction of weather data and indoor temperature. A new module for the prediction of floor heating and boreholes fluid temperatures is also proposed. The predictive controller is tested by simulation over a heating season for various climates and types of single family house. According to the reference case, the energy savings vary between 6% and 15%.

Keywords : heat pump, controller, ground source, predictive, semi-virtual, annual performance.

